

# **Analytisches Customer Relationship Management**

**– Konzeption und Realisierung auf Basis  
der Business-Intelligence-Instrumente  
Data Warehouse und Data-Mining –**

DISSERTATION

der Technischen Universität Dortmund,  
Wirtschafts- und Sozialwissenschaftliche Fakultät  
zur Erlangung des akademischen Grades eines Doktors  
der Wirtschafts- und Sozialwissenschaften  
(Dr. rer. pol.)

vorgelegt von

**Dipl.-Kfm. Dirk Hiestermann**

Dortmund 2008

# INHALTSÜBERSICHT

<b>INHALTSVERZEICHNIS .....</b>	<b>III</b>
<b>ABBILDUNGSVERZEICHNIS.....</b>	<b>XII</b>
<b>TABELLENVERZEICHNIS.....</b>	<b>XVIII</b>
<b>ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS .....</b>	<b>XIX</b>
<b>1 EINFÜHRUNG .....</b>	<b>1</b>
<b>2 KONZEPTRAHMENEbene DES ACRM .....</b>	<b>13</b>
<b>3 BETRIEBSWIRTSCHAFTLICHE Ebene DES ACRM .....</b>	<b>84</b>
<b>4 IT-Ebene DES ACRM .....</b>	<b>152</b>
<b>5 ANWENDUNGSEbene DES ACRM .....</b>	<b>208</b>
<b>6 IMPLEMENTIERUNG DES ACRM .....</b>	<b>241</b>
<b>7 FALLSTUDIE ZUM ACRM.....</b>	<b>303</b>
<b>8 ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK.....</b>	<b>338</b>
<b>LITERATURVERZEICHNIS .....</b>	<b>344</b>
<b>ANHANG.....</b>	<b>366</b>

# INHALTSVERZEICHNIS

<b>INHALTSVERZEICHNIS .....</b>	<b>III</b>
<b>ABBILDUNGSVERZEICHNIS.....</b>	<b>XII</b>
<b>TABELLENVERZEICHNIS.....</b>	<b>XVIII</b>
<b>ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS .....</b>	<b>XIX</b>
<b>1 EINFÜHRUNG .....</b>	<b>1</b>
1.1 Problemstellung.....	1
1.2 Ableitung der Anforderungen .....	4
1.3 Aufbau der Arbeit.....	4
1.3.1 Kapitelaufbau.....	5
1.3.2 Leitbilder .....	6
1.4 Zielsetzungen der Arbeit .....	11
<b>2 KONZEPTRAHMENEbene DES aCRM .....</b>	<b>13</b>
2.1 Überblick .....	13
2.1.1 Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte .....	13
2.1.2 Leitbild „Konzeptrahmenebene“ .....	13
2.2 CRM als kundenorientierter Unternehmensführungsansatz .....	15
2.2.1 Strategische Neuausrichtung auf Grundlage der CRM-Philosophie .....	15
2.2.2 Entwicklungslinien zum CRM.....	16
2.3 Bestimmung des aCRM-Ansatzes .....	21
2.3.1 Begriffsabgrenzung und Definition des aCRM.....	22
2.3.2 Ziele des aCRM .....	24
2.3.3 Bestimmungsfaktoren des aCRM.....	27

---

<b>2.4</b>	<b>Aufbau der aCRM-Architektur</b> .....	<b>30</b>
2.4.1	Überblicksdarstellung der aCRM-Architektur.....	31
2.4.2	Einsatz der Software-Funktionen des oCRM-Systems für die Abbildung der CRM-Prozesse.....	33
2.4.2.1	Marketing.....	34
2.4.2.2	Vertrieb.....	35
2.4.2.3	Service.....	37
2.4.3	Einsatz der analytischen Funktionen zur Erzielung von Optimierungspotenzialen.....	39
2.4.3.1	Interessentenmanagement .....	40
2.4.3.2	Kundenbindungsmanagement .....	43
2.4.3.3	Rückgewinnungsmanagement.....	45
<b>2.5</b>	<b>Business Intelligence im Rahmen des aCRM</b> .....	<b>46</b>
2.5.1	Historie .....	47
2.5.2	Begriffsabgrenzung und Definition von Business Intelligence .....	48
2.5.3	Einsatz der BI-Instrumente für das aCRM.....	50
2.5.4	Integration der BI-Instrumente als Basis für ein dynamisches aCRM-System ....	51
<b>2.6</b>	<b>Data Warehouse als BI-Instrument</b> .....	<b>53</b>
2.6.1	Entstehungsgründe und Anforderungen.....	53
2.6.2	Klassische Architekturansätze .....	55
2.6.3	Integration des OLAP-Ansatzes.....	58
2.6.4	Integration der Planung.....	60
2.6.5	Integration des Cockpits.....	60
<b>2.7</b>	<b>Data-Mining als BI-Instrument</b> .....	<b>61</b>
2.7.1	Begriff .....	62
2.7.2	Aufgabentypen.....	62
2.7.3	Zuordnung der Data-Mining-Methoden zum Aufgabentyp .....	64
2.7.4	Klassifikation.....	65
2.7.4.1	Multi-Layer Perzeptron.....	65
2.7.4.2	Entscheidungsbäume .....	68
2.7.5	Prognose .....	71
2.7.5.1	Radiales Basisfunktionsnetz .....	71
2.7.5.2	Multi-Layer Perzeptron.....	73
2.7.6	Gruppierung.....	73
2.7.6.1	K-Means-Verfahren.....	73

---

2.7.6.2	Kohonen-Netz.....	74
2.7.7	Assoziation .....	77
2.7.7.1	Assoziationsverfahren.....	77
2.7.7.2	Sequenzverfahren .....	79
<b>2.8</b>	<b>Ergebnisse „Konzeptrahmenebene des aCRM“ .....</b>	<b>80</b>
2.8.1	Inhaltliche Ergebnisse.....	80
2.8.2	Leitfaden „Konzeptrahmenebene“ .....	82
<b>3</b>	<b>BETRIEBSWIRTSCHAFTLICHE EBENE DES ACRM .....</b>	<b>84</b>
<b>3.1</b>	<b>Überblick .....</b>	<b>84</b>
3.1.1	Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte .....	84
3.1.2	Leitbild „Betriebswirtschaftliche Ebene“ im Zusammenhang mit der „Konzeptrahmenebene“ .....	85
<b>3.2</b>	<b>Basisaufgaben im analytischen CRM.....</b>	<b>87</b>
3.2.1	Kundensegmentierung.....	88
3.2.1.1	Ziele.....	88
3.2.1.2	Verfahren.....	89
3.2.1.3	Voraussetzungen.....	90
3.2.2	Kundenwertberechnung.....	93
3.2.2.1	Ziele.....	93
3.2.2.2	Verfahren.....	94
3.2.2.3	Voraussetzungen.....	100
3.2.3	Kundenloyalitätsermittlung .....	101
3.2.3.1	Ziele.....	102
3.2.3.2	Verfahren.....	102
3.2.3.3	Voraussetzungen.....	104
3.2.4	Kundenstufenfestlegung .....	107
3.2.4.1	Ziele.....	107
3.2.4.2	Verfahren.....	107
3.2.4.3	Voraussetzungen.....	109
3.2.5	Zusammenfassende Darstellung im Hinblick auf die Konzept- und Prozesssicht des aCRM.....	110
<b>3.3</b>	<b>Konzept für die Entwicklung und Umsetzung der CRM-Strategie.....</b>	<b>111</b>
3.3.1	Grundkonzept der CRM-Strategieentwicklung auf Basis von Bestandskunden	112

---

3.3.1.1	CRM-Portfolio .....	112
3.3.1.2	CRM-Maßnahmenableitung aus dem CRM-Portfolio über Annahmen .....	113
3.3.1.3	Voraussetzung.....	114
3.3.2	Erweitertes Konzept der CRM-Strategieentwicklung auf Basis des gesamten Kundenlebenszyklus .....	115
3.3.3	Umsetzung der CRM-Strategie .....	117
<b>3.4</b>	<b>Konzept für das CRM-Controlling.....</b>	<b>119</b>
3.4.1	Funktionen.....	120
3.4.1.1	Steuerungsfunktion.....	120
3.4.1.2	Koordinationsfunktion .....	121
3.4.1.3	Informationsversorgungsfunktion .....	123
3.4.2	Effektivitäts- und Effizienzmessungen über CRM-Kennzahlen .....	123
3.4.2.1	Ableitung aus dem Closed-Loop-Ansatz und Kundenstufenkonzept .....	123
3.4.2.2	CRM-Kennzahl-Definitionen und Aussagekraft .....	124
3.4.2.3	Vergleich der CRM-Kennzahlen mit den Potenzialkennzahlen.....	127
<b>3.5</b>	<b>Strategischer Closed-Loop-Prozess.....</b>	<b>128</b>
3.5.1	CRM-Portfolio-Entwicklung .....	129
3.5.1.1	Ermittlung der aCRM-Basiswerte .....	130
3.5.1.2	Anwendung von Data-Mining im CRM-Portfolio .....	131
3.5.1.3	CRM-Strategie: Entwicklung von profitablen CRM-Maßnahmen .....	134
3.5.2	CRM-Portfolio-Planung .....	137
3.5.2.1	BI-gestützte CRM-Planung .....	137
3.5.2.2	CRM-Planungsprozess.....	140
3.5.3	Strategische CRM-Analyse .....	143
<b>3.6</b>	<b>Operativer Closed-Loop-Prozess.....</b>	<b>144</b>
3.6.1	Kampagnenentwicklung.....	144
3.6.2	Kampagnen-/Ergebnisplanung.....	146
3.6.3	Unterstützung der CRM-Prozesse .....	147
3.6.4	Operative CRM-Analyse .....	148
<b>3.7</b>	<b>Ergebnisse „Betriebswirtschaftliche Ebene des aCRM“ .....</b>	<b>148</b>
3.7.1	Inhaltliche Ergebnisse.....	148
3.7.2	Leitfaden „Betriebswirtschaftliche Ebene“ .....	150

---

<b>4</b>	<b>IT-EBENE DES ACRM .....</b>	<b>152</b>
<b>4.1</b>	<b>Überblick .....</b>	<b>152</b>
4.1.1	Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte .....	152
4.1.2	Leitbild „IT-Ebene“ im Zusammenhang mit der „Konzeptrahmenebene“ .....	153
<b>4.2</b>	<b>Business-Intelligence-(BI)-Data Warehouse .....</b>	<b>155</b>
4.2.1	Entwicklung zum dynamischen System .....	155
4.2.2	BI-Data-Warehouse-Architektur auf Basis des Layer-Konzeptes .....	156
<b>4.3</b>	<b>Modellierung der Basis-Datenbank .....</b>	<b>160</b>
4.3.1	Auswahl der relevanten Daten für das aCRM .....	161
4.3.2	Enterprise Data Store als klassisches Konzept .....	163
4.3.2.1	Ziele des Enterprise Data Store (EDS).....	163
4.3.2.2	Umsetzung .....	165
4.3.3	Enterprise Data Warehouse als BI-Konzept .....	166
4.3.3.1	Ziele des Enterprise Data Warehouse (EDW)-Layers .....	166
4.3.3.2	Ziele des Operational Data Store (ODS)-Layers .....	167
4.3.3.3	Umsetzung .....	168
4.3.4	Vergleich und Bewertung der beiden Basis-Datenbank-Ansätze.....	169
<b>4.4</b>	<b>Modellierung der Data Marts .....</b>	<b>171</b>
4.4.1	On-Line Analytical Processing (OLAP).....	172
4.4.1.1	Multidimensionaler Datenwürfel .....	173
4.4.1.2	Architekturkonzepte .....	174
4.4.2	Technische Realisierung auf Basis von Starschema-Konzepten.....	176
4.4.2.1	Einfaches Starschema .....	176
4.4.2.2	Snowflakeschema.....	179
4.4.2.3	Erweitertes Starschema.....	180
4.4.2.4	Vergleich und Bewertung der Starschema-Konzepte .....	186
4.4.3	Modellierungsempfehlungen für das erweiterte Starschema .....	189
4.4.3.1	Standardisierte Vorgaben bei der Dimensionsmodellierung .....	189
4.4.3.2	Abbildung der Planwerte im Starschema .....	190
4.4.3.3	Abbildung der Versionierung für die organisatorische Koordination .....	190
4.4.3.4	Abbildung der Hierarchieebenen für die hierarchische Koordination .....	191
4.4.3.5	Performanceoptimierung über Aggregatsbildungen .....	192

---

<b>4.5</b>	<b>Ableitung der Anforderungen an die Datenbeschaffung .....</b>	<b>195</b>
4.5.1	Datenextraktion.....	196
4.5.2	Datentransformation .....	197
4.5.2.1	Datenbereinigung einzelner Datenquellen .....	198
4.5.2.2	Harmonisierung mehrerer Datenquellen .....	198
4.5.2.3	Verdichtung .....	200
4.5.2.4	Anreicherung .....	200
4.5.3	Datenextraktion und -transformation aus Datenflusssicht.....	203
<b>4.6</b>	<b>Ergebnisse „IT-Ebene des aCRM“ .....</b>	<b>205</b>
4.6.1	Inhaltliche Ergebnisse.....	205
4.6.2	Leitfaden „IT-Ebene“ .....	206
<b>5</b>	<b>ANWENDUNGSEBENE DES ACRM .....</b>	<b>208</b>
<b>5.1</b>	<b>Überblick .....</b>	<b>208</b>
5.1.1	Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte .....	208
5.1.2	Leitbild „Anwendungsebene“ im Zusammenhang mit der „Konzeptrahmenebene“, „betriebswirtschaftlichen Ebene“ und „IT-Ebene“.....	209
<b>5.2</b>	<b>aCRM-Aufgabendefinition .....</b>	<b>212</b>
5.2.1	aCRM-Aufgabenbeschreibung.....	212
5.2.2	Zielkonkretisierung mit Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps .....	213
<b>5.3</b>	<b>Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse.....</b>	<b>214</b>
5.3.1	Ableitung der relevanten Daten aus der aCRM-Aufgabendefinition.....	215
5.3.2	Anpassung der Basis-Datenbank für den Data-Mining-Einsatz .....	217
<b>5.4</b>	<b>Anwendung von Data-Mining.....</b>	<b>218</b>
5.4.1	Auswahl der Data-Mining-Methode .....	219
5.4.2	Iterativer Data-Mining-Prozess.....	221
5.4.2.1	Datenpreprocessing.....	222
5.4.2.2	Data-Mining-Analyse.....	228
5.4.2.3	Bewertung des Data-Mining-Ergebnisses .....	230
<b>5.5</b>	<b>Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses .....</b>	<b>232</b>
5.5.1	Verteilung ins oCRM-System und ins Cockpit.....	233
5.5.2	Controlling der aCRM-Aufgabe .....	236



---

<b>5.6</b>	<b>Ergebnisse „Anwendungsebene des aCRM“ .....</b>	<b>237</b>
5.6.1	Inhaltliche Ergebnisse .....	237
5.6.2	Leitfaden „Anwendungsebene“ .....	239
<b>6</b>	<b>IMPLEMENTIERUNG DES ACRM .....</b>	<b>241</b>
<b>6.1</b>	<b>Überblick .....</b>	<b>241</b>
6.1.1	Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte .....	241
6.1.2	Ableitung des Implementierungsvorschlags aus dem Konzeptionsteil des aCRM.....	242
<b>6.2</b>	<b>Identifizierung der aCRM-Aufgaben aus dem Closed-Loop-Ansatz.....</b>	<b>244</b>
6.2.1	Fokussierung auf die Data-Mining-Aufgaben des strategischen Closed-Loop-Prozesses .....	244
6.2.2	Ableitung des CRM-Controllings aus den definierten CRM- und Potenzialkennzahlen mit Anforderungen an die Cockpitausgestaltung.....	246
<b>6.3</b>	<b>Modellierung des Cockpits für die Führungskräfte und Mitarbeiter.....</b>	<b>247</b>
6.3.1	Einordnung in die ausgeprägte BI-Data-Warehouse-Architektur für die aCRM-Implementierung .....	247
6.3.2	Zentrales Navigationsinstrument.....	248
6.3.3	Kunden-Cockpit-Sicht .....	251
<b>6.4</b>	<b>Aufbau der Basis-Datenbank für die aCRM-Implementierung.....</b>	<b>253</b>
6.4.1	Auswahl der relevanten Datenobjekte.....	253
6.4.2	Modellierung des Enterprise Data Warehouse .....	257
6.4.2.1	Abbildung der Data-Store-Objekte (DSO) im ersten EDW-Layer.....	259
6.4.2.2	Abbildung der Data-Store-Objekte (DSO) im zweiten EDW-Layer .....	260
6.4.2.3	Problembereiche der Modellierung der CRM-Portfolio-Tabelle .....	264
6.4.3	Datenbeschaffung für das Enterprise Data Warehouse .....	267
<b>6.5</b>	<b>Aufbau der Data Marts für die Ausgestaltung des CRM-Controllings.....</b>	<b>269</b>
6.5.1	Modellierung auf Basis des erweiterten Starschema-Konzeptes .....	269
6.5.2	Zentrale Kundenstammdaten.....	270
6.5.3	CRM-Portfolio-Starschema .....	272
6.5.4	Kampagnen-/Ergebnis-Starschema .....	275
6.5.5	Kontakt-Starschema .....	277
6.5.6	Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-Starschema .....	278

---

<b>6.6</b>	<b>Anwendung des Data-Minings für die aCRM-Implementierung.....</b>	<b>281</b>
6.6.1	Überblick über die Data-Mining-Modelle für ein automatisiertes Kundengruppen- und -stufenmanagement .....	281
6.6.2	Entwicklung des Data-Mining-Layers im Enterprise Data Warehouse.....	285
6.6.2.1	Datenbasis der Data-Mining-Modelle .....	285
6.6.2.2	Modellierung des Data-Mining-Layers.....	287
6.6.3	Verteilung der Data-Mining-Ergebnisse ins oCRM-System und ins Cockpit .....	290
6.6.3.1	Verteilung der Kundengruppenergebnisse .....	290
6.6.3.2	Verteilung der Kundenstufenergebnisse .....	291
<b>6.7</b>	<b>Realisierung des Datenflusskonzeptes .....</b>	<b>293</b>
<b>6.8</b>	<b>Zusammenfassende Darstellung des automatisierten Kundengruppen- und -stufenmanagements .....</b>	<b>298</b>
<b>6.9</b>	<b>Ergebnisse „Implementierung des aCRM“ .....</b>	<b>300</b>
<b>7</b>	<b>FALLSTUDIE ZUM ACRM.....</b>	<b>303</b>
<b>7.1</b>	<b>Überblick .....</b>	<b>303</b>
7.1.1	Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte .....	303
7.1.2	Anwendung des aCRM-Phasenansatzes .....	304
<b>7.2</b>	<b>aCRM-Aufgabendefinition .....</b>	<b>304</b>
7.2.1	Einordnung in den Closed-Loop-Ansatz.....	304
7.2.2	Berücksichtigung der aCRM-Bestimmungsfaktoren .....	305
7.2.2.1	Kundenprofitabilität .....	305
7.2.2.2	Kundenlebenszyklus .....	307
7.2.2.3	Differenzierung .....	307
7.2.2.4	Kundenstabilität .....	309
7.2.2.5	Dynamik.....	309
7.2.3	Zielkonkretisierung mit Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps .....	310
<b>7.3</b>	<b>Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse.....</b>	<b>311</b>
7.3.1	Ableitung der relevanten Daten aus der aCRM-Aufgabendefinition.....	311
7.3.2	Anpassung der Basis-Datenbank für den Data-Mining-Einsatz .....	313

<b>7.4</b>	<b>Anwendung von Data-Mining</b> .....	<b>316</b>
7.4.1	Auswahl der Data-Mining-Methode mit Festlegung der Vorgehensweise zur Ableitung der CRM-Strategie.....	317
7.4.1.1	Einsatz des Kohonen-Netzes mit Unterstützung des Ward-Verfahrens.....	317
7.4.1.2	Entwicklung des Ablaufschemas.....	318
7.4.2	Iterativer Data-Mining-Prozess.....	320
7.4.2.1	Datenpreprocessing.....	321
7.4.2.2	Data-Mining-Analyse.....	322
7.4.2.3	Bewertung des Data-Mining-Ergebnisses .....	327
7.4.3	Ableitung der CRM-Strategie .....	329
<b>7.5</b>	<b>Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses</b> .....	<b>334</b>
7.5.1	Verteilung ins oCRM-System und ins Cockpit.....	334
7.5.2	Controlling der aCRM-Aufgabe .....	335
<b>7.6</b>	<b>Ergebnisse „Fallstudie zum aCRM“</b> .....	<b>336</b>
<b>8</b>	<b>ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK</b> .....	<b>338</b>
<b>8.1</b>	<b>Erfüllte Anforderungen an das aCRM</b> .....	<b>338</b>
<b>8.2</b>	<b>Gesamtergebnisse</b> .....	<b>338</b>
8.2.1	Entwicklung eines umfassenden aCRM-Konzeptes .....	339
8.2.2	Weiterentwicklung des aCRM-Ansatzes bei der Umsetzung der aCRM-Aufgaben.....	340
8.2.3	Erarbeitung eines allgemeingültigen Realisierungsvorschlags .....	342
8.2.4	Überprüfung des entwickelten aCRM-Ansatzes anhand einer Fallstudie .....	342
<b>8.3</b>	<b>Weiterer Handlungsbedarf</b> .....	<b>343</b>
<b>8.4</b>	<b>Fazit</b> .....	<b>343</b>
	<b>LITERATURVERZEICHNIS</b> .....	<b>344</b>
	<b>ANHANG</b> .....	<b>366</b>

## Abbildungsverzeichnis

Abb. 1.1:	Anforderungen an das analytische CRM .....	4
Abb. 1.2:	Kapitelaufbau für die Konzeption und Realisierung des analytischen Customer Relationship Managements .....	5
Abb. 1.3:	Zentrale Leitbilder der aCRM-Konzeption.....	8
Abb. 1.4:	Realisierung des aCRM auf Basis der aCRM-Konzeption .....	10
Abb. 1.5:	Realisierung der Fallstudie anhand des aCRM-Phasenansatzes .....	10
Abb. 1.6:	Forschungsziele dieser Arbeit .....	12
Abb. 2.1:	Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte „Konzeptrahmenebene des aCRM“ .....	13
Abb. 2.2:	Leitbild “Konzeptrahmenebene“ (aCRM-Konzeptionsdreieck) .....	14
Abb. 2.3:	Entwicklungslinien zum CRM .....	17
Abb. 2.4:	Konkretisierung der CRM-Philosophie.....	21
Abb. 2.5:	aCRM-Ansatz im Rahmen des aCRM-Konzeptionsdreiecks.....	22
Abb. 2.6:	Einordnung der aCRM-Architektur im Rahmen des aCRM-Konzeptionsdreiecks .....	31
Abb. 2.7:	Analytische CRM-Architektur.....	32
Abb. 2.8:	Marketing-, Vertriebs- und Servicefunktionen des operativen CRM-Systems .....	34
Abb. 2.9:	Analytische Funktionen des aCRM im Interessenten-, Kundenbindungs- und Rückgewinnungsmanagement .....	39
Abb. 2.10:	Einsatz der Business-Intelligence-Instrumente für das aCRM im Rahmen des aCRM-Konzeptionsdreiecks .....	47
Abb. 2.11:	Business-Intelligence-Ebenen mit den Instrumenten für das analytische CRM..	50
Abb. 2.12:	Einstufige Data-Warehouse-Architektur.....	55
Abb. 2.13:	Zweistufige Data-Warehouse-Architektur .....	56
Abb. 2.14:	Zweistufige Data-Mart-Architektur .....	57
Abb. 2.15:	Dreistufige „Hub and Spoke“-Architektur .....	58
Abb. 2.16:	Data-Mining-Aufgabentypen.....	63
Abb. 2.17:	Zuordnung der Data-Mining-Methode zum Data-Mining-Aufgabentyp .....	65
Abb. 2.18:	Neuronales Netz für die Bonitätsprüfung .....	67
Abb. 2.19:	Entscheidungsbaum für die Klassifikation des Kundenwertes .....	70
Abb. 2.20:	Schematischer Aufbau eines Radialen Basisfunktionsnetzes .....	72
Abb. 2.21:	Darstellung eines Kohonen-Netzes .....	75
Abb. 2.22:	Vor- und Nachteile der Data-Mining-Methoden.....	80

Abb. 2.23: Ergebnisse „Konzeptrahmenebene des aCRM“ .....	82
Abb. 2.24: Leitfaden für die Entwicklung eines unternehmensbezogenen aCRM-Konzeptrahmens .....	83
Abb. 3.1: Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte „Betriebswirtschaftliche Ebene des aCRM“ .....	84
Abb. 3.2: Leitbild „Betriebswirtschaftliche Ebene“ im Zusammenhang mit der „Konzeptrahmenebene“ .....	86
Abb. 3.3: Einordnung der aCRM-Basisaufgaben in die Aufgabensicht der betriebswirtschaftlichen Ebene .....	88
Abb. 3.4: Merkmale für die Kundensegmentierung .....	91
Abb. 3.5: Schema einer Kundendeckungsbeitragsrechnung .....	96
Abb. 3.6: Vor- und Nachteile der einzelnen Kundenwertmethoden .....	101
Abb. 3.7: Faktoren der Kundenloyalität .....	103
Abb. 3.8: Ermittlung der Kundenloyalität im aCRM-Konzept .....	104
Abb. 3.9: Abbildung des Kundenlebenszyklus durch Kundenstufen .....	109
Abb. 3.10: Einordnung der Entwicklung/Umsetzung der CRM-Strategie in die Konzeptsicht der betriebswirtschaftlichen Ebene .....	112
Abb. 3.11: CRM-Portfolio .....	113
Abb. 3.12: CRM-Maßnahmenableitung aus dem CRM-Portfolio .....	114
Abb. 3.13: Integration der Kundenstufen in den Kundengruppen .....	116
Abb. 3.14: Potenzialkennzahlen im Kundenlebenszyklus als Basis für die Kampagnenentwicklung .....	118
Abb. 3.15: Einordnung des CRM-Controllings in die Konzeptsicht der betriebswirtschaftlichen Ebene .....	120
Abb. 3.16: Ableitung der CRM-Kennzahlen aus dem Closed-Loop-Ansatz und dem Kundenstufenkonzept .....	124
Abb. 3.17: CRM-Kennzahlen-Definitionen .....	125
Abb. 3.18: Einordnung des strategischen Closed Loops in die Prozesssicht der betriebswirtschaftlichen Ebene .....	129
Abb. 3.19: Schritte für die Entwicklung des CRM-Portfolios zur Ableitung der CRM-Strategie .....	130
Abb. 3.20: Übertragung der ermittelten Kundengruppen auf die Akquisekunden mithilfe von Data-Mining .....	133
Abb. 3.21: Beispiel für die Ableitung kundengruppenbezogener CRM-Maßnahmen für den Kundenangang (Marketing-Mix) und der Kundenbeziehung .....	135
Abb. 3.22: Beispiel einer BI-gestützten CRM-Portfolio-Planung .....	138

Abb. 3.23: CRM-Planungsprozess zur Erstellung und Abstimmung des Planungs-CRM-Portfolios .....	141
Abb. 3.24: Einordnung des operativen Closed Loops in die Prozesssicht der betriebswirtschaftlichen Ebene .....	144
Abb. 3.25: Strategische und taktische Kennzahlen als Vorgaben für die Kampagnenentwicklung .....	145
Abb. 3.26: Ergebnisse „Betriebswirtschaftliche Ebene des aCRM“ .....	150
Abb. 3.27: Leitfaden für die Entwicklung eines unternehmensbezogenen aCRM-Konzeptes auf der betriebswirtschaftlichen Ebene .....	151
Abb. 4.1: Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte „IT-Ebene des aCRM“ .....	152
Abb. 4.2: Leitbild „IT-Ebene“ im Zusammenhang mit der „Konzeptrahmenebene“ .....	154
Abb. 4.3: BI-Data-Warehouse-Architektur auf Basis des Layer-Konzeptes .....	157
Abb. 4.4: Einordnung der Basis-Datenbank in die BI-Data-Warehouse-Architektur (IT-Ebene) .....	161
Abb. 4.5: Ausschnitt eines SER-Modells für Kundenaufträge .....	164
Abb. 4.6: Modifiziertes SER-Modell für den Enterprise Data Store (EDS) .....	165
Abb. 4.7: Enterprise Data Warehouse mit dem EDW- und ODS-Layer .....	166
Abb. 4.8: Realisierung der Kundenaufträge/Kundenzufriedenheitsdaten im Enterprise Data Warehouse .....	169
Abb. 4.9: Einordnung OLAP/Data Marts ins „Layer-Konzept des BI-Data Warehouse“ (IT-Ebene) .....	172
Abb. 4.10: OLAP-Würfel .....	173
Abb. 4.11: Starschema in SERM-Darstellung .....	177
Abb. 4.12: Starschema-Variante am Beispiel der Verkaufsdaten- u. -positionsnummer....	178
Abb. 4.13: Snowflakeschema .....	179
Abb. 4.14: Schema des Erweiterten Starschemas .....	181
Abb. 4.15: Modellierung eines erweiterten Starschemas am Beispiel von Verkaufsdaten (Tabellendarstellung) .....	184
Abb. 4.16: Abbildung der Gebietshierarchie in einer Dimensionstabelle .....	192
Abb. 4.17: Aggregatsspeicherung für die Optimierung von OLAP .....	193
Abb. 4.18: Erweitertes Fact-Constellation-Starschema .....	194
Abb. 4.19: Einordnung der Datenbeschaffung ins „Layer-Konzept im BI-Data Warehouse“ (IT-Ebene) .....	196
Abb. 4.20: Data Matching zwischen Kundenzufriedenheits- und Artikelstammdaten .....	202
Abb. 4.21: Datenextraktion und -transformation am Beispiel von Auftragsdaten .....	204
Abb. 4.22: Ergebnisse „IT-Ebene des aCRM“ .....	206

Abb. 4.23: Leitfaden für die Entwicklung eines unternehmensbezogenen aCRM-Konzeptes auf der IT-Ebene.....	207
Abb. 5.1: Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte „Anwendungsebene des aCRM“.....	208
Abb. 5.2: Leitbild „Anwendungsebene“ (aCRM-Phasenansatz) .....	209
Abb. 5.3: Zusammenhang der ersten aCRM-Phase des Leitbildes „Anwendungsebene“ mit den zentralen Leitbildern der „Konzeptrahmenebene“ und „betriebswirtschaftlichen Ebene“.....	210
Abb. 5.4: Zusammenhang der aCRM-Phasen 2-4 des Leitbildes „Anwendungsebene“ mit dem zentralen Leitbild der „IT-Ebene“.....	211
Abb. 5.5: Einordnung der aCRM-Aufgabendefinition ins Leitbild „aCRM-Phasenansatz“ (Anwendungsebene) .....	212
Abb. 5.6: Aufgabendefinition mit Zielkriterium und Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps .....	214
Abb. 5.7: Einordnung des Aufbaus der Daten im BI-Data Warehouse im Leitbild „aCRM-Phasenansatz“ (Anwendungsebene).....	214
Abb. 5.8: Exemplarische CRM-Daten .....	216
Abb. 5.9: Erstellung des Data-Mining-Layers im Enterprise Data Warehouse als Basis für die Data-Mining-Anwendungen .....	218
Abb. 5.10: Einordnung der Anwendung des Data-Minings ins Leitbild „aCRM-Phasenansatz“ (Anwendungsebene).....	219
Abb. 5.11: Vorgestellte Data-Mining-Methoden in Abhängigkeit vom Data-Mining-Aufgabentyp.....	219
Abb. 5.12: Vor- und Nachteile der Data-Mining-Methoden.....	220
Abb. 5.13: Iterativer Data-Mining-Prozess im Rahmen der BI-Data-Warehouse-Architektur .....	222
Abb. 5.14: Datenpreprocessing im Rahmen des iterativen Data-Mining-Prozesses.....	223
Abb. 5.15: Data-Mining-Analyse im Rahmen des iterativen Data-Mining-Prozesses .....	228
Abb. 5.16: Bewertung im Rahmen des iterativen Data-Mining-Prozesses .....	230
Abb. 5.17: Einordnung der Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses ins Leitbild „aCRM-Phasenansatz“ (Anwendungsebene).....	233
Abb. 5.18: Rückführung der Data-Mining-Ergebnisse in den EDW für das oCRM-System.....	234
Abb. 5.19: Verteilung der Data-Mining-Ergebnisse über das Cockpit auf Basis von Data Marts .....	235
Abb. 5.20: Unterschiedliche Data-Mining-Ergebnisarten.....	236
Abb. 5.21: Ergebnisse „Anwendungsebene des aCRM“ .....	239

Abb. 5.22:	Leitfaden für die Lösung einer aCRM-Aufgabenstellung (Anwendungsebene)	240
Abb. 6.1:	Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte „Implementierung des aCRM“	241
Abb. 6.2:	Implementierung des analytischen CRM auf Basis der aCRM-Konzeption	243
Abb. 6.3:	Relevante Data-Mining-Aufgaben für die aCRM-Implementierung	245
Abb. 6.4:	Überblick über die realisierte BI-Data-Warehouse-Architektur für die aCRM-Implementierung	248
Abb. 6.5:	Cockpit-Entwurf als zentrales Kundenentwicklungs-, Frühwarn- und Navigationsinstrument	249
Abb. 6.6:	Beispiel für ein Kunden-Cockpit (Kundenebene)	252
Abb. 6.7:	Überblicksdarstellung des Basis-Datenbank-Aufbaus in Form des EDW (einschließlich der Datenbeschaffung) für die aCRM-Implementierung	253
Abb. 6.8:	Modellierung des Enterprise Data Warehouse für die aCRM-Implementierung durch zwei EDW-Layer	258
Abb. 6.9:	Falsche Modellierung der CRM-Portfolio-Tabelle aus Analysesicht	265
Abb. 6.10:	Richtige Modellierung der CRM-Portfolio-Tabelle aus Analysesicht	267
Abb. 6.11:	Einordnung der Data Marts/Stammdaten in die BI-Data-Warehouse-Architektur für die aCRM-Implementierung	270
Abb. 6.12:	Zentrale Kundenstamm-Modellierung für alle Data Marts (Tabellendarstellung)	271
Abb. 6.13:	CRM-Portfolio-Starschema (SERM-Darstellung) unter Berücksichtigung der realisierten Kennzahlen	273
Abb. 6.14:	Kampagnen-/Ergebnis-Starschema für die aCRM-Implementierung (SERM-Darstellung)	276
Abb. 6.15:	Kontakt-Starschema für die aCRM-Implementierung (SERM-Darstellung)	278
Abb. 6.16:	Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-Starschema für die aCRM-Implementierung (SERM-Darstellung)	280
Abb. 6.17:	Einordnung des Data-Minings und des Data-Mining-Layers in die BI-Data-Warehouse-Architektur	281
Abb. 6.18:	Erweiterung des Enterprise Data Warehouse um den Data-Mining-Layer als Datengrundlage für die Data-Mining-Modelle der aCRM-Implementierung	289
Abb. 6.19:	Verteilung der Kundengruppenergebnisse innerhalb der BI-Data-Warehouse-Architektur	291
Abb. 6.20:	Datentransferprozess mit den Klassifikationsergebnissen des Präventionsmodells für den CRM-Portfolio-Data Mart	293
Abb. 6.21:	Ergebnisse „Implementierung des aCRM“	302
Abb. 7.1:	Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte „Fallstudie zum aCRM“	303



Abb. 7.2:	Anwendung des aCRM-Phasenansatzes für die Entwicklung einer CRM-Strategie am Beispiel eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens ..	304
Abb. 7.3:	Einordnung der Fallstudie in den Closed-Loop-Ansatz als Ausgangspunkt der aCRM-Aufgabendefinition .....	305
Abb. 7.4:	Brillen-/Glasstrukturierung unter dem Gesichtspunkt der Kundenprofitabilität für die Fokussierung der Fallstudie.....	306
Abb. 7.5:	Kundenstufenentwicklung zum Gleitsichtglaskunden .....	307
Abb. 7.6:	aCRM-Zielkonkretisierung der Fallstudie mit Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps .....	311
Abb. 7.7:	Anwendung der aCRM-Phase „Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse“ für die Entwicklung der CRM-Strategie .....	311
Abb. 7.8:	Anpassung des Enterprise Data Warehouse für den Data-Mining-Einsatz .....	314
Abb. 7.9:	Durchführung der 3. aCRM-Phase „Anwendung von Data-Mining“ für die Entwicklung der CRM-Strategie.....	317
Abb. 7.10:	Ablaufschema für die Entwicklung einer CRM-Strategie.....	319
Abb. 7.11:	Inverser Scree-Test für die Bestimmung der Zielgruppen-/Clusteranzahl .....	327
Abb. 7.12:	CRM-Strategie: Entwickelte strategische Stoßrichtungen für das optische Industrie- und Handelsunternehmen.....	330
Abb. 7.13:	Anwendung der 4. aCRM-Phase „Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses“ für die Entwicklung der CRM-Strategie .....	334
Abb. 7.14:	Rückführung der Zielgruppenergebnisse in den Data-Mining-Layer für die Verteilung ins oCRM-System und ins Cockpit .....	335
Abb. 7.15:	Ergebnisse „Fallstudie zum aCRM“ .....	337
Abb. 8.1:	Gesamtergebnisse der Dissertation im Überblick .....	339

## Tabellenverzeichnis

Tab. 3.1:	Lebenszyklusorientierte Kundendeckungsbeitragsrechnung .....	99
Tab. 3.2:	Gängige Fragen zur Ermittlung der Kundenloyalität bei den Kunden.....	104
Tab. 3.3:	Beurteilung der verschiedenen Erhebungsformen .....	105
Tab. 3.4:	Operationalisierung der Kundenstufen .....	110
Tab. 3.5:	Vergleich der CRM-Kennzahlen mit den Potenzialkennzahlen .....	128
Tab. 4.1:	Vergleich des Enterprise Data Store mit dem Enterprise Data Warehouse.....	171
Tab. 4.2:	Dimensionstabelle mit künstlichem Primärschlüssel .....	182
Tab. 4.3:	Abbildung von Hierarchieebenen innerhalb einer Dimensionstabelle.....	182
Tab. 4.4:	Vergleich und Bewertung der Starschema-Konzepte.....	187
Tab. 4.5:	Plan-Ist-Dimension .....	191
Tab. 4.6:	Unterschiedliche Codierung, Synonyme und Homonyme am Beispiel eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens.....	199
Tab. 6.1:	Relevante Kennzahlen für die aCRM-Implementierung .....	246
Tab. 6.2:	Zuordnung der Potenzial- und CRM-Kennzahlen zu den Navigationsebenen..	251
Tab. 6.3:	Auswahl der Datenobjekte mit beispielhaften Attributen für die Implementierung des aCRM.....	255
Tab. 6.4:	Data-Mining-Modelle für die aCRM-Implementierung .....	283
Tab. 6.5:	Datenbasis der Data-Mining-Modelle mit ausgewählten, beispielhaften Attributen aus dem zweiten EDW-Layer .....	286
Tab. 6.6:	Datenflusskonzept im BI-Data Warehouse für die aCRM-Implementierung .....	295
Tab. 6.7:	Zusammenspiel zwischen Data-Mining, BI-Data Warehouse und oCRM- System für ein automatisiertes Kundengruppen- und -stufenmanagement.....	299
Tab. 7.1:	Ausgewählte Merkmale für die Lösung der aCRM-Aufgabenstellung .....	313
Tab. 7.2:	Beschreibung der mikrogeografischen Wohngebietstypen .....	323
Tab. 7.3:	Einteilung in Aktiv-, Prüf- und Passivmerkmale für die Data-Mining-Analyse ...	325
Tab. 7.4:	aCRM-Fallstudienenergebnis: Ermittelte Zielgruppen und Ableitung der CRM-Strategie.....	333
Tab. A.0.1:	F-Test der 2-Clusterlösung.....	366
Tab. A.0.2:	F-Test der 6-Clusterlösung (ohne Geschlecht) .....	367
Tab. A.0.3:	F-Test der 7-Clusterlösung (ohne Geschlecht und Glastönung) .....	368

## Abkürzungsverzeichnis

<b>aCRM</b>	analytisches Customer Relationship Management
<b>CART</b>	Classification and Regression Trees
<b>CAS</b>	Computer-Aided-Selling
<b>CHAID</b>	Chi-Squared Automatic Interaction Detection
<b>CRM</b>	Customer Relationship Management
<b>DSO</b>	Data-Store-Objekt
<b>DSS</b>	Decision-Support-Systeme
<b>EDW</b>	Enterprise Data Warehouse
<b>EDS</b>	Enterprise Data Store
<b>EIS</b>	Executive-Information-Systeme
<b>ERM</b>	Entity-Relationship-Modell
<b>ERP</b>	Enterprise Resource Planning
<b>ETL</b>	Extraction Transformation Loading
<b>KDD</b>	Knowledge Discovery in Databases
<b>MIS</b>	Management-Information-Systeme
<b>MOLAP</b>	Multidimensionales On-Line Analytical Processing
<b>oCRM</b>	operatives Customer Relationship Management
<b>ODS</b>	Operational Data Store
<b>OLAP</b>	On-Line Analytical Processing
<b>OLTP</b>	On-Line Transaction Processing
<b>PSA</b>	Persistent Stage Area
<b>ROLAP</b>	Relationales On-Line Analytical Processing
<b>SERM</b>	Strukturiertes Entity-Relationship-Modell
<b>SFA</b>	Sales-Force-Automation
<b>SOA</b>	Service Oriented Architecture
<b>SQL</b>	Structured Query Language

# 1 Einführung

## 1.1 Problemstellung

Durch veränderte Markt- und Wettbewerbsbedingungen hat das Management der Kundenbeziehungen verstärkt an Bedeutung gewonnen.<sup>1</sup> Aggressive Wettbewerber dringen in den Markt ein und umwerben die immer anspruchsvolleren Kunden.<sup>2</sup>

Der steigende Wettbewerbsdruck wird auch durch die Internet-Technologie unterstützt, die den Markt transparenter gestaltet. Die Kunden sind in der Lage, die Unternehmensangebote weltweit schneller zu vergleichen und neue Produkte und Dienstleistungen in Anspruch zu nehmen.<sup>3</sup> Allerdings wird die Nutzung des Internets von den Kunden unterschiedlich in Anspruch genommen. Der Internetauftritt muss für internetaffine Kunden entsprechend aufgebaut werden, um erfolgreich zu sein.<sup>4</sup>

Eine weitere Entwicklung ist in dem veränderten Konsumverhalten der Kunden festzustellen. Insbesondere der Wertewandel der Kunden ist zu nennen. Traditionelle Wertevorstellungen („Schubladendenken“) sind durch die zunehmende Zersplitterung der Gesellschaft immer weiter im Rückgang. Derselbe Kunde kann sowohl günstige Versorgungskäufe beim Discounter als auch hochpreisige Erlebniskäufe im Handel vornehmen.<sup>5</sup> Dabei nehmen immer weniger Kunden Standardprodukte und -dienstleistungen in Anspruch. Es ist eine zunehmende Individualisierung der Kundenbedürfnisse zu verzeichnen.<sup>6</sup> Gleichzeitig nimmt die Kundenloyalität gegenüber den Unternehmen ab. Die Kunden sind immer schneller bereit, zur Konkurrenz zu wechseln.<sup>7</sup> Die Notwendigkeit für eine kundenindividuellere Ansprache wird deutlich.

Die Herausforderungen für die Unternehmen werden immer größer. *Seufert* stellt als grundsätzliches Dilemma fest, dass die Komplexität aufgrund der veränderten Rahmenbedingungen weiter steigt, während die Zeit für das Treffen von Entscheidungen immer mehr abnimmt.<sup>8</sup> Die wichtigsten Fähigkeiten der Unternehmen liegen nach *Borzo* neben der raschen Anpassungsfähigkeit und der Innovationsgeschwindigkeit in der Kundenakquisition

---

<sup>1</sup> Vgl. Wirtz (2005), S. 3.

<sup>2</sup> Vgl. Förster/Kreuz (2006), S. 111.

<sup>3</sup> Vgl. Eyrich (2005), S. 309 ff.; Fassot (2004), S. 247.

<sup>4</sup> Vgl. Förster/Kreuz (2006), 123 f.; Stengl/Sommer/Ematinger (2001), S. 141 f.

<sup>5</sup> Vgl. Holland (2001), S. 16 f.

<sup>6</sup> Vgl. Duffner/Henn (2001), S. 36. f.

<sup>7</sup> Vgl. Rapp (2005), S. 23 ff.; Kantsperger (2004), S. 233.

<sup>8</sup> Vgl. Seufert (2007), S. 16.

und -bindung.<sup>9</sup> Die Unternehmen sollten bestrebt sein, sich auf ihre Kernfähigkeiten zu konzentrieren.

Insgesamt kann festgestellt werden, dass eine erfolgreiche Unternehmensführung nur durch konsequente Ausrichtung an den Bedürfnissen der Kunden erreicht werden kann. Als Ansatz für eine kundenorientierte Unternehmensführung wird in den letzten Jahren das Customer Relationship Management (CRM) intensiv diskutiert.<sup>10</sup> Maßgeblich zur Diskussion haben große Softwarehersteller (SAP, Oracle etc.) beigetragen, die eine kundenorientierte CRM-Software entwickelt haben und diese entsprechend vermarkten. Der Grund liegt darin, dass das Marktpotenzial für kundenorientierte Software als sehr hoch eingeschätzt wird.<sup>11</sup> Die CRM-Software, die bereits in der zweiten Softwaregeneration vorliegt, zielt auf die effiziente Abwicklung von Geschäftsprozessen an den Kundenkontaktpunkten ab und wird auch als *operatives Customer Relationship Management (oCRM)* bezeichnet.<sup>12</sup>

Das operative Customer Relationship Management wird durch ein *analytisches Customer Relationship Management (aCRM)* ergänzt, das auf Basis der Business-Intelligence-Instrumente Data Warehouse und Data-Mining aufgebaut wird. Insbesondere mit dem Business-Intelligence-(BI)-Ansatz ist die Idee verbunden, dass aus den Kunden-, Markt- und Unternehmensdaten erfolgskritisches Wissen erzeugt und für die Entscheidungsträger nutzbar gemacht wird.<sup>13</sup> In einem Data Warehouse werden dafür die Daten einheitlich für das Unternehmen gesammelt und mit mathematisch-statistischen Verfahren des Data-Minings analysiert. Über ein portalgestütztes Cockpit werden die Ergebnisse empfängerorientiert den Entscheidungsträgern zur Verfügung gestellt.<sup>14</sup> Während Business Intelligence als technologische Basis für das gesamte Unternehmen ausgerichtet ist, fokussiert sich das analytische Customer Relationship Management auf die Kundensicht. Eine Studie von *Capgemini* stellt fest, dass das Thema „analytisches CRM“ für Business Intelligence die größte Bedeutung hat.<sup>15</sup> Die zentrale Fragestellung ist dabei, welche konkreten Schritte auf Basis der BI-Instrumente Data Warehouse und Data-Mining vorzunehmen sind, um ein analytisches CRM zu realisieren.

Nach Durchsicht der Literatur bezüglich eines aCRM-Ansatzes sind grundsätzlich die betriebswirtschaftlich orientierte CRM-Literatur und die IT-orientierte Business-Intelligence-Literatur mit dem Data Warehouse und Data-Mining zu unterscheiden.

---

<sup>9</sup> Vgl. Borzo (2005), S. 3 ff.

<sup>10</sup> Vgl. Karakostas/Kardaras/Papathanassiou (2005), S. 853 f.; Schumacher/Meyer (2004), S. 1 ff.

<sup>11</sup> Vgl. Softselect (2007), S. 26.

<sup>12</sup> Vgl. Capgemini (2006), S. 7; Hippner/Wilde (2005), S. 477.

<sup>13</sup> Vgl. Seufert (2007), S. 14.

<sup>14</sup> Vgl. Echerson (2006), S. 25 ff.; Howson (2006), S. 35 f.

<sup>15</sup> Vgl. Capgemini (2006), S. 37.

Die betriebswirtschaftliche CRM-Literatur bezieht sich auf die Strategie- und Konzeptebene. Ziele, Konzeptansätze, CRM-Marketinginstrumente etc. werden hinreichend diskutiert. Zwar wird der notwendige Data-Warehouse- und Data-Mining-Einsatz erwähnt, aber die konkrete IT-Realisierung wird nicht näher beleuchtet. Eine für die Umsetzung erforderliche Operationalisierung findet nicht statt.<sup>16</sup>

In der IT-orientierten Business-Intelligence-Literatur werden die BI-Instrumente allgemein erörtert.<sup>17</sup> Das Management von Kundenbeziehungen wird allerdings nur beispielhaft angeführt. Die speziellere Data-Warehouse-Literatur beschäftigt sich mit diversen Speicherkonzepten, aber die konkrete Ausgestaltung eines analytischen CRM liegt nicht vor.<sup>18</sup> In der spezifischen Data-Mining-Literatur werden die Anwendungspotenziale in Vertrieb und Marketing diskutiert.<sup>19</sup> *Schoenrade* stellt allerdings fest, dass insbesondere bei Fallstudien der Eindruck entsteht, dass Data-Mining einmalig und zeitpunktbezogen für die Lösung einer auftretenden Aufgabenstellung angewandt wird.<sup>20</sup> Ein fortlaufender Einsatz des Data-Minings für das Management von Kundenbeziehungen wird nur ansatzweise diskutiert. Aufgrund der vielfach isolierten Betrachtung von Data Warehouse und Data-Mining tritt der Integrationsaspekt im Rahmen des Business-Intelligence-Ansatzes mit der konkreten Realisierung in den Hintergrund.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass ein gesamtheitliches kundenorientiertes Unternehmensführungskonzept für das analytische Customer Relationship Management noch nicht in der Weise vorliegt, dass sowohl die betriebswirtschaftliche Konzeptebene als auch die IT-Realisierung gleichermaßen berücksichtigt wird. Diese Sichtweise ist aber zwingend notwendig, da ein umfassendes Konzept ohne IT-Umsetzung für ein Unternehmen keinen großen Nutzen hat. Überlegungen über einen Technologieeinsatz ohne betriebswirtschaftliches Rahmenkonzept sind genauso wenig zielführend. Durch den Business-Intelligence-Ansatz ist es erst möglich geworden, ein in sich geschlossenes Unternehmensführungskonzept für Kundenbeziehungen auf IT-Basis in der Praxis zu realisieren. Dieses Konzept darf dabei nicht nur die Entscheidungsträger berücksichtigen, sondern muss auch die Mitarbeiter einbeziehen. Denn nur durch die Mitarbeiter wird die Beziehung zum Kunden entwickelt, um ihn über den Aufbau von Vertrauen letztendlich zum Kauf zu überzeugen.

---

<sup>16</sup> Vgl. Schaller/Stotko/Piller (2004), S. 67 ff.; Kenning (2002), S. 85 ff.; Wehrmeister (2001).

<sup>17</sup> Vgl. Kemper/Mehanna/Unger (2006), S. 1 ff.; Bange (2006), S. 89 ff.; Scholz (2006), S. 15 ff.; Gehra (2005), S. 35 ff.

<sup>18</sup> Vgl. Bauer/Günzel (2004), S. 1 ff.; Behme/Muksch (2002), S. 3 ff.; Wieken (1999), S. 1 ff.

<sup>19</sup> Vgl. Blum (2006), S. 14 ff.; Neumann/Arndt/Sick (2005), S. 81 ff.; Zhong/Liu (2004), S. 109 ff.; Hippner/Küsters/Meyer/Wilde (2001), S. 1 ff.; Multhaupt (2000), S. 120 ff.

<sup>20</sup> Vgl. Schoenrade (2007), S. 36.

## 1.2 Ableitung der Anforderungen

Aus der Problemstellung leiten sich die Motivation und die Anforderungen für die Erstellung dieser Arbeit ab. Zentrale Anforderung ist, ein Vorgehenskonzept einschließlich der Realisierung für das analytische Customer Relationship Management zu entwickeln, um die konstatierten Mängel zu beheben.

In der vorliegenden Arbeit ist ein kundenorientierter Unternehmensführungsansatz auf Basis der BI-Instrumente Data Warehouse und Data-Mining zu erstellen. Dabei sollen sowohl die Führungskräfte als auch die Mitarbeiter in ihrer Entscheidungsfindung unterstützt werden. Es ist ein ganzheitlicher Ansatz zu entwickeln, der die Vorgehensweise des aCRM beschreibt und in Form von Leitfäden umfassend abbildet. Die Leitfäden dienen als Hilfestellung für Unternehmen, um ein analytisches Customer Relationship Management einzuführen.

Neben der konzeptionellen Vorgehensweise besteht die Anforderung, gleichermaßen Lösungen für die technische Realisierung zu erarbeiten, da neben dem Aufzeigen der erforderlichen theoretischen Inhalte die praktische Umsetzbarkeit eine hohe Bedeutung hat. Der erforderliche Integrationsaspekt von Data Warehouse und Data-Mining muss entsprechend berücksichtigt werden. Damit ist ein wichtiges Anliegen der Arbeit verbunden, die Integration zwischen der Konzeption und der IT-Realisierung aufzuzeigen, um die Einführung in der betrieblichen Praxis zu erleichtern. Hierzu soll ein allgemeiner Vorschlag für die Operationalisierung des aCRM-Ansatzes erarbeitet werden.

Abb. 1.1 zeigt zusammenfassend die Anforderungen an das analytische CRM.

- Entwicklung eines kundenorientierten Unternehmensführungsansatzes auf Basis der Business-Intelligence-Instrumente Data Warehouse und Data-Mining
- Erstellung eines aCRM-Ansatzes, der zur Entscheidungsunterstützung sowohl für die Führungskräfte als auch für die Mitarbeiter dient
- Beschreibung der Vorgehensweise des aCRM und Abbildung in Form von Leitfäden
- Erarbeitung von Lösungen für die technische Realisierung
- Erstellung eines Vorschlags für die konkrete Ausgestaltung des aCRM-Ansatzes

Abb. 1.1: Anforderungen an das analytische CRM

## 1.3 Aufbau der Arbeit

Weil sich die Arbeit in einem großen Spannungsfeld (Betriebswirtschaft, IT-Realisierung, Statistik, künstliche Intelligenz etc.) bewegt, wird die Arbeit zur Komplexitätsreduktion in der

Weise aufgebaut, dass insbesondere zwischen der betriebswirtschaftlichen und der IT-Sicht nicht immer gewechselt werden muss. Diese Trennung erleichtert die Vermittlung des vorliegenden aCRM-Ansatzes für den Leser. Der geforderte Integrationsaspekt des aCRM-Ansatzes wird dadurch aber nicht beeinträchtigt.

### 1.3.1 Kapitelaufbau

Der Aufbau der Arbeit unterteilt sich in einem Konzeptions- und Realisierungsteil (vgl. Abb. 1.2). Im Konzeptionsteil wird das analytische CRM aus verschiedenen Ebenen betrachtet: aus der Konzeptrahmenebene, der betriebswirtschaftlichen Ebene, der IT-Ebene und der Anwendungsebene des aCRM.

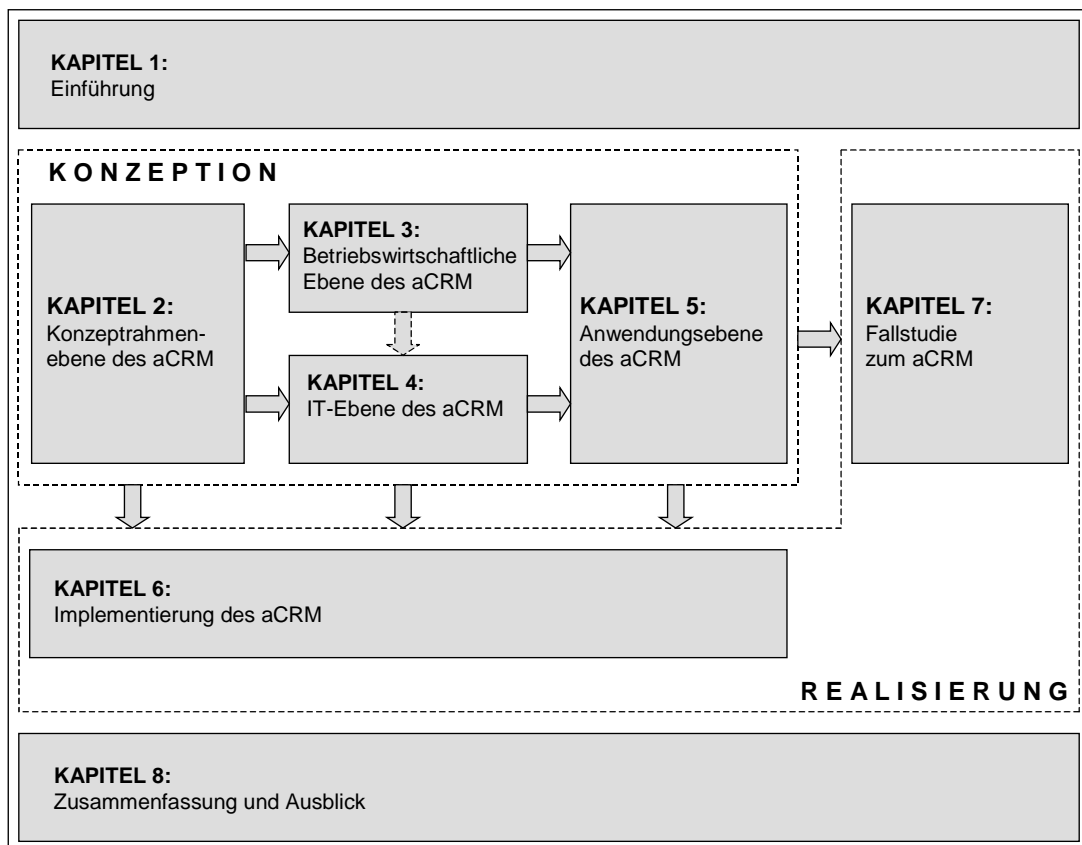


Abb. 1.2: Kapitelaufbau für die Konzeption und Realisierung des analytischen Customer Relationship Managements

In der Konzeptrahmenebene wird der Rahmen für die Folgekapitel aufgespannt. Dieses Kapitel beschäftigt sich überwiegend mit den theoretischen Grundlagen. Ausgehend von der Konzeptrahmenebene werden die betriebswirtschaftliche Ebene in Kapitel 3 und die IT-Ebene in Kapitel 4 jeweils getrennt erörtert. Relevante Erkenntnisse der betriebswirtschaftlichen Ebene werden dabei in der IT-Ebene berücksichtigt. In Kapitel 5 schließt sich die Anwendungsebene des aCRM an. Während sich Kapitel 3 und 4 mit den betriebswirtschaftlichen Inhalten und den Datenmodellen beschäftigen, wird in der Anwendungsebene



dagegen konkret die Sicht einer aCRM-Aufgabenstellung (z.B. Kundengruppenermittlung) betrachtet. Es wird die Vorgehensweise bei der Lösung einer aCRM-Aufgabenstellung erörtert.

Nach der Entwicklung der aCRM-Konzeption durch die Betrachtung der verschiedenen Ebenen wird im Realisierungsteil ein konkreter Implementierungsvorschlag für das aCRM-Konzept entwickelt. Dabei leitet sich die Ausgestaltung der aCRM-Implementierung in Kapitel 6 aus der Konzeptrahmenebene (Kapitel 2), der betriebswirtschaftlichen Ebene (Kapitel 3), der IT-Ebene (Kapitel 4) und der Anwendungsebene (Kapitel 5) ab.

Neben dem Implementierungsvorschlag wird im Realisierungsteil eine konkrete Fallstudie zum aCRM erörtert (Kapitel 7). Es handelt sich hierbei um die Lösung einer aCRM-Aufgabenstellung. Für die Lösung wird das entwickelte Vorgehenskonzept aus der Anwendungsebene (Kapitel 5) herangezogen.

Schließlich erfolgen in Kapitel 8 eine Zusammenfassung der Forschungsergebnisse und ein Ausblick auf mögliche weitere Forschungsaktivitäten.

### 1.3.2 Leitbilder

Zur weiteren Komplexitätsreduktion gibt es im Konzeptionsteil für jede Ebene ein zentrales Leitbild, an dem sich die jeweiligen Kapitel orientieren. Diese zentralen Leitbilder werden in den Kapiteln noch um zusätzliche Darstellungen (z.B. weitere Detaillierungen) ergänzt. Die in Abb. 1.3 aufgeführten Leitbilder mit dem „aCRM-Konzeptionsdreieck“, dem „Closed-Loop-Ansatz“, der „Business-Intelligence(BI)-Data-Warehouse-Architektur“ und dem „aCRM-Phasenansatz“ stellen die Kernelemente für die verschiedenen Perspektiven des aCRM in der vorliegenden Arbeit dar.

#### (1) KAPITEL 2 (KONZEPTION): Konzeptrahmenebene des aCRM

Die Konzeptrahmenebene wird durch ein „aCRM-Konzeptionsdreieck“ symbolisiert. Ausgehend von der CRM-Philosophie wird der aCRM-Ansatz konkretisiert, indem der aCRM-Begriff, die aCRM-Ziele und die aCRM-Bestimmungsfaktoren definiert werden. Der Ansatz stellt die Eckfeiler für die weitere Betrachtungsweise dar. Die Umsetzung des Ansatzes erfolgt auf Basis der aCRM-Architektur. Die IT-Realisierung findet über den Einsatz von Business-Intelligence-Instrumenten statt.

Durch das „aCRM-Konzeptionsdreieck“ wird der Rahmen für die aCRM-Konzeption aufgespannt, an dem sich die folgenden Kapitel orientieren.

## (2) KAPITEL 3 (KONZEPTION): Betriebswirtschaftliche Ebene des aCRM

Kapitel 3 beschäftigt sich mit den verschiedenen Aufgabenbereichen des analytischen CRM aus betriebswirtschaftlicher Sicht. Zentrales Leitbild der betriebswirtschaftlichen Ebene des aCRM ist der Closed-Loop-Ansatz mit dem strategischen und operativen Closed-Loop-Prozess. Beide Prozesse hängen voneinander ab.

Im strategischen Closed-Loop-Prozess wird die CRM-Strategie über die CRM-Portfolio-Entwicklung erstellt. Die Operationalisierung findet über die CRM-Portfolio-Planung statt. Über die strategische Analyse im CRM-Controlling wird die Effektivität der CRM-Strategie überprüft. Bei Anpassungsbedarf beginnt der Closed-Loop-Prozess erneut von vorn.

Die Umsetzung der CRM-Strategie findet im operativen Closed-Loop-Prozess statt. Mit der Vorgabe der CRM-Strategie werden die Kampagnen entwickelt und geplant und in den CRM-Prozessen umgesetzt. Die operative Analyse im CRM-Controlling überprüft die Effizienz des operativen Closed-Loop-Prozesses.

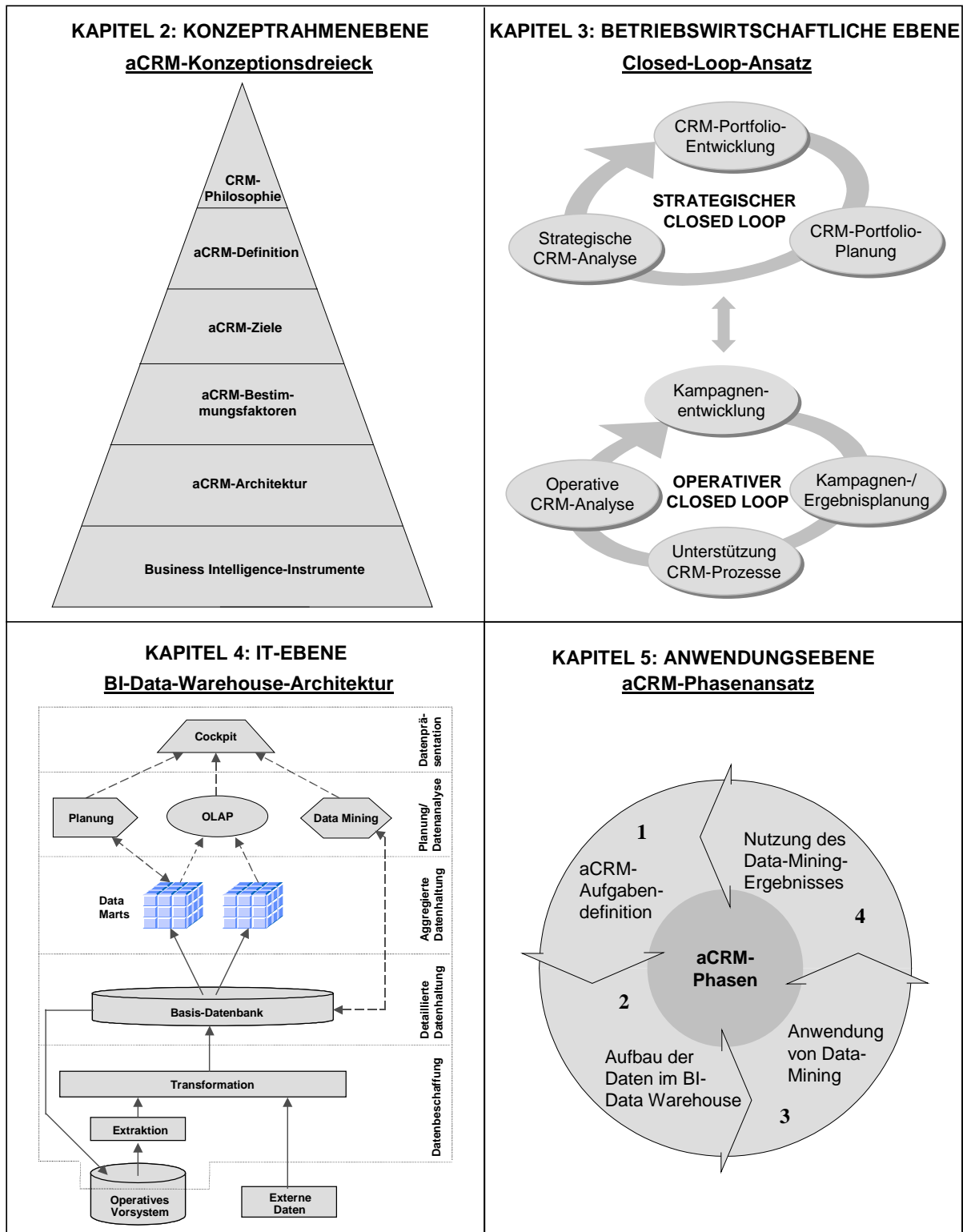


Abb. 1.3: Zentrale Leitbilder der aCRM-Konzeption

(3) KAPITEL 4 (KONZEPTION): IT-Ebene des aCRM

Die IT-Ebene des Kapitels 4 setzt auf einer BI-Data-Warehouse-Architektur auf. Es wird die Datenpräsentations-, Planungs-/Datenanalyse-, aggregierte Datenhaltungs- und detaillierte Datenhaltungs-Schicht einschließlich der Datenbeschaffung im Hinblick auf das

aCRM betrachtet. Die einzelnen Elemente Cockpit, Planung, OLAP, Data-Mining, Data Marts, Basis-Datenbank und Extraktion/Transformation der BI-Data-Warehouse-Architektur werden in diesem Kapitel eingehend diskutiert.

Schwerpunkt des Kapitels der IT-Ebene sind die Datenmodelle im BI-Data Warehouse für das aCRM. Dabei wird insbesondere auf die detaillierte und aggregierte Datenebene eingegangen.

#### (4) KAPITEL 5 (KONZEPTION): Anwendungsebene des aCRM

Die Anwendungsebene des aCRM in Kapitel 5 wird auf Grundlage des aCRM-Phasenansatzes durchgeführt, um eine aCRM-Aufgabenstellung zu lösen. Nach der aCRM-Aufgabendefinition und dem Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse erfolgt die Data-Mining-Anwendung. Der Kreislauf schließt sich durch die Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses im weiteren Zeitablauf. Marktveränderungen können bspw. wieder dazu führen, dass die aCRM-Phasen erneut durchlaufen werden.

#### (5) KAPTITEL 6 (REALISIERUNG): Implementierung des aCRM

Der Realisierungsteil setzt auf die erstellte aCRM-Konzeption auf. Die aCRM-Implementierung wird aus den Erkenntnissen der Kapitel 2-5 entwickelt (vgl. Abb. 1.4).

Die Implementierung basiert auf dem Gedanken des aCRM-Konzeptionsdreiecks. Aus dem Closed-Loop-Ansatz der betriebswirtschaftlichen Ebene werden die aCRM-Aufgaben der aCRM-Implementierung identifiziert. Für die Realisierung der aCRM-Implementierung werden die Datenmodelle im BI-Data Warehouse und die Data-Mining-Modelle entwickelt. Als Präsentationswerkzeug wird dabei das Cockpit eingesetzt.

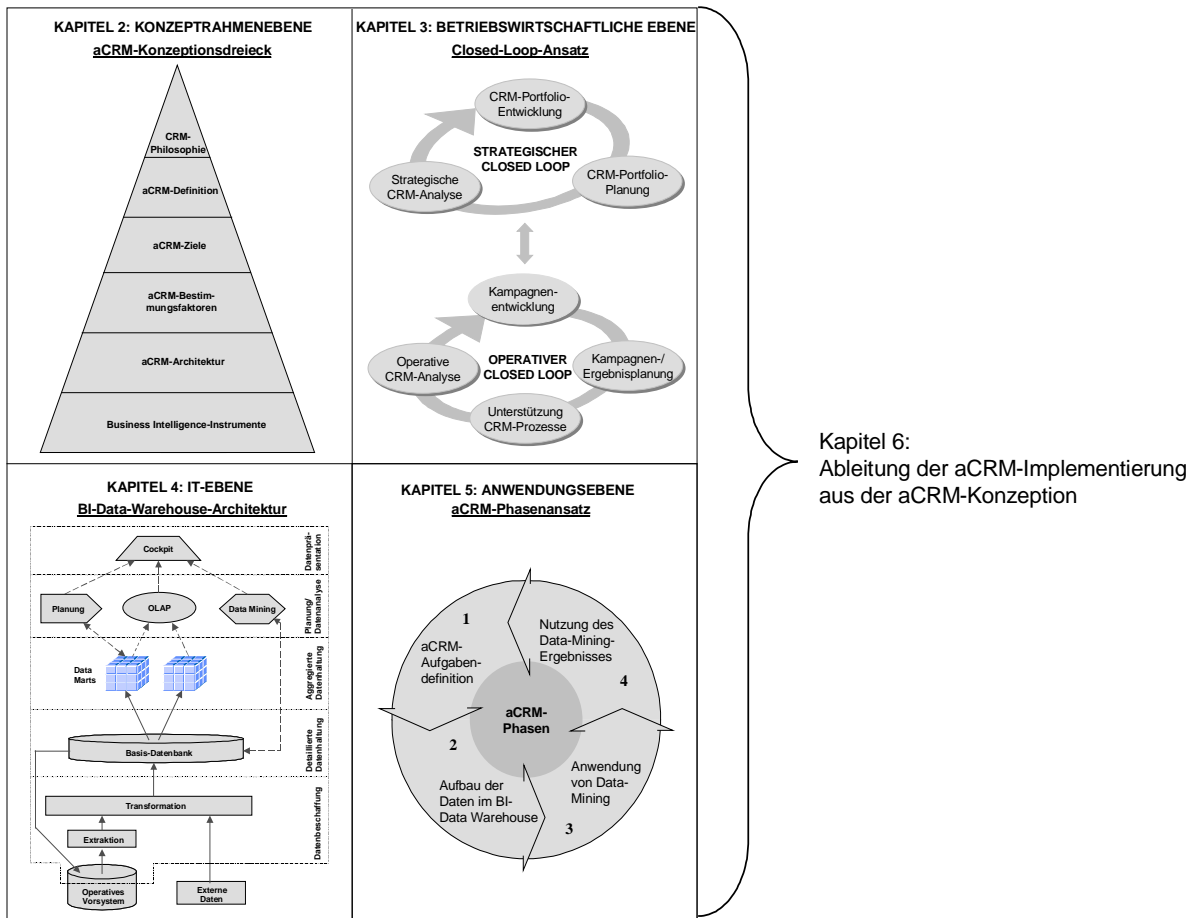


Abb. 1.4: Realisierung des aCRM auf Basis der aCRM-Konzeption

(6) KAPTITEL 7 (REALISIERUNG): Fallstudie zum aCRM

Im Realisierungsteil wird eine Fallstudie zum aCRM durchgeführt. Es wird eine CRM-Strategie am Beispiel eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens entwickelt. Dabei wird der aCRM-Phasenansatz aus Kapitel 5 angewendet (vgl. Abb. 1.5).

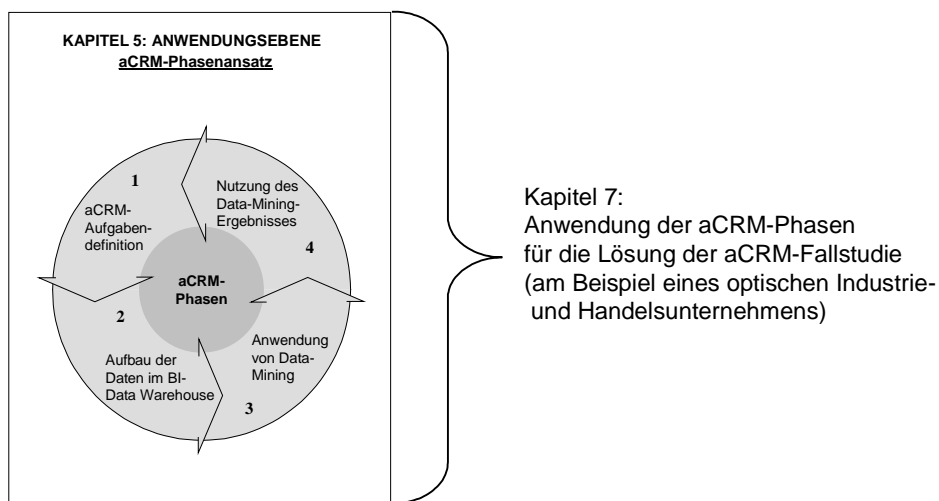


Abb. 1.5: Realisierung der Fallstudie anhand des aCRM-Phasenansatzes

## 1.4 Zielsetzungen der Arbeit

Aufgrund der definierten Anforderungen an das analytische CRM aus Kap. 1.2 und dem skizzierten Aufbau der Arbeit aus Kap. 1.3 ergeben sich vier Forschungsschwerpunkte.

1. Das erste Ziel besteht darin, ein umfassendes aCRM-Konzept durch die Ausgestaltung aller Ebenen (Konzeptrahmenebene, betriebswirtschaftliche Ebene, IT-Ebene, Anwendungsebene) zu entwickeln. Das Ergebnis sind vier Leitfäden, die die Vorgehensweise der Einführung eines aCRM-Ansatzes in einem Unternehmen beschreiben.
2. Als zweites Ziel wird die Weiterentwicklung des aCRM-Ansatzes durch integrative Betrachtung aller Ebenen bei der Umsetzung der aCRM-Aufgaben angestrebt. Das Optimierungs- und Verbesserungspotenzial betrifft sowohl die CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung als auch das CRM-Controlling.
3. Drittes Forschungsziel ist die Erarbeitung eines allgemeingültigen Realisierungsvorschlags für das analytische CRM. Es werden die relevanten aCRM-Aufgaben identifiziert und ein Cockpit-Entwurf für Führungskräfte und Mitarbeiter erstellt. Als Datengrundlage werden die Datenmodelle im BI-Data Warehouse für die aCRM-Implementierung entwickelt. Zur Lösung der definierten aCRM-Aufgaben werden danach entsprechende Data-Mining-Modelle erstellt.
4. Die praktische Relevanz des vorliegenden aCRM-Ansatzes wird abschließend anhand einer Fallstudie überprüft. Es wird eine CRM-Strategie auf Basis der Kundendaten eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens entwickelt.

Abb. 1.6 zeigt zusammenfassend die Forschungsziele dieser Arbeit.

- (1) Entwicklung eines umfassenden aCRM-Konzeptes:**
  - Ausgestaltung aller Ebenen (Konzeptrahmenebene, betriebswirtschaftliche Ebene, IT-Ebene, Anwendungsebene)
  - Ableitung von Leitfäden als Hilfestellung für eine unternehmensspezifische Einführung des aCRM-Ansatzes
  
- (2) Weiterentwicklung des aCRM-Ansatzes bei der Umsetzung der aCRM-Aufgaben:**
  - Aufzeigen der Optimierungspotenziale in der CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung
  - Darstellung der Verbesserungspotenziale im CRM-Controlling
  
- (3) Erarbeitung eines allgemeingültigen Realisierungsvorschlags:**
  - Identifizierung der relevanten aCRM-Aufgaben für die aCRM-Implementierung
  - Erstellung eines Cockpit-Entwurfs für die Führungskräfte und Mitarbeiter
  - Entwicklung der Datenmodelle im BI-Data Warehouse für die aCRM-Implementierung
  - Entwicklung von Data-Mining-Modellen für die Lösung der aufgestellten aCRM-Aufgaben
  
- (4) Überprüfung des entwickelten aCRM-Ansatzes anhand einer Fallstudie:**
  - Entwicklung einer CRM-Strategie am Beispiel eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens
  - Verwendung unternehmensspezifischer Daten

Abb. 1.6: Forschungsziele dieser Arbeit

## 2 Konzeptrahmenebene des aCRM

### 2.1 Überblick

#### 2.1.1 Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte

Als Grundlage für die Ausgestaltung des aCRM wird im ersten Schritt der aCRM-Konzeptrahmen entwickelt, bevor die betriebswirtschaftliche Ebene des aCRM diskutiert wird (vgl. Abb. 2.1).

Untersuchungsschwerpunkte sind die Schaffung eines allgemeinen Grundverständnisses für das CRM im Sinne eines kundenorientierten Unternehmensführungsansatzes, die Bestimmung des aCRM-Ansatzes, der Aufbau einer aCRM-Architektur und der Einsatz der Business-Intelligence-Instrumente für den aCRM-Ansatz.

Ergebnis ist ein Leitfaden für die Entwicklung eines aCRM-Konzeptrahmens.

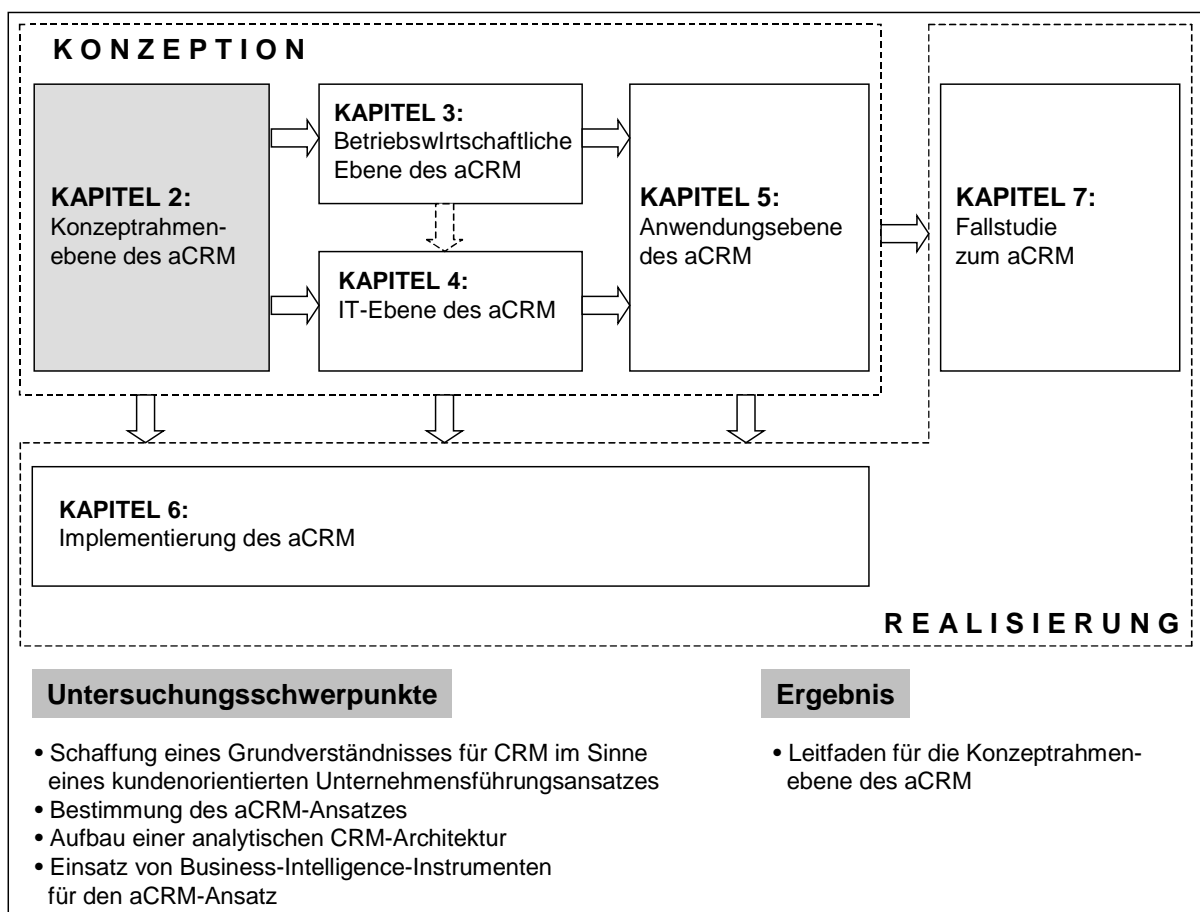


Abb. 2.1: Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte „Konzeptrahmenebene des aCRM“

#### 2.1.2 Leitbild „Konzeptrahmenebene“

In diesem Kapitel wird der konzeptionelle Rahmen für das aCRM geschaffen. Ausgangspunkt der Überlegungen ist die kundenorientierte Unternehmensführung auf Basis der CRM-



Philosophie. Zielsetzung ist, eine strategische Neuausrichtung zum Kunden zu erreichen. Zur Konkretisierung der CRM-Philosophie werden die Entwicklungslinien zum CRM aufgezeigt.

Ausgehend von der CRM-Philosophie wird das „aCRM-Konzeptionsdreieck“ aufgespannt (vgl. Abb. 2.2). Während die CRM-Philosophie übergreifend sowohl für das operative als auch für das analytische CRM gilt, wird als nächster Schritt speziell der *analytische* CRM-Ansatz eindeutig bestimmt. Wesentliches Kennzeichen des vorliegenden aCRM-Ansatzes ist ein kundengruppen- und kundenstufenbezogenes Management.

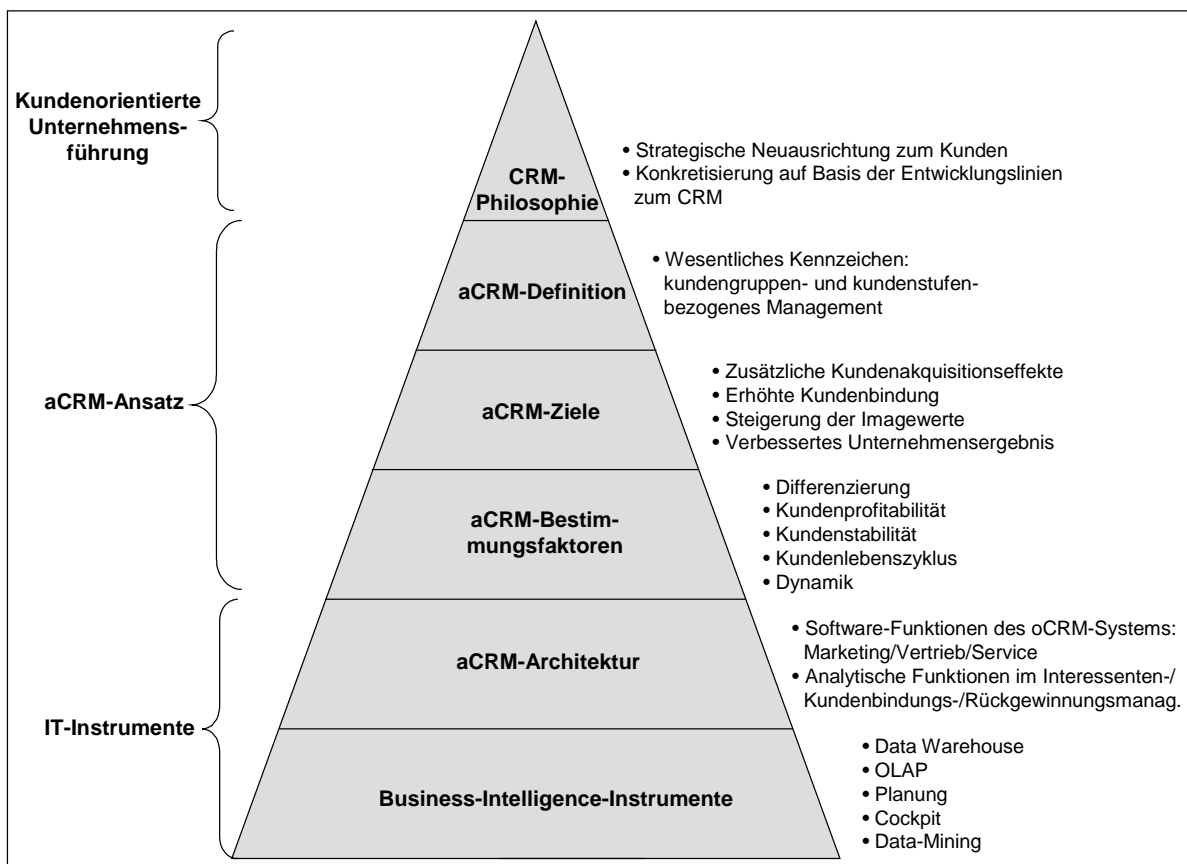


Abb. 2.2: Leitbild "Konzeptrahmenebene" (aCRM-Konzeptionsdreieck)

Nach der Begriffsdefinition des aCRM werden die aCRM-Ziele „zusätzliche Kundenakquisitionseffekte“, „erhöhte Kundenbindung“, „Steigerung der Imagewerte“ und ein „verbessertes Unternehmensergebnis“ erörtert. Es schließt sich die Definition der fünf aCRM-Bestimmungsfaktoren „Differenzierung“, „Kundenstabilität“, „Kundenprofitabilität“, „Kundenlebenszyklus“ und „Dynamik“ an, die den aCRM-Ansatz determinieren.

Voraussetzung für die Umsetzung des aCRM-Ansatzes ist der Einsatz von IT-Instrumenten.

Hierfür wird eine aCRM-Architektur aufgebaut. Dabei werden die operativen CRM-Software-Funktionen des Marketings, Vertriebs und Services sowie die analytischen Funktionen im Interessenten-, Kundenbindungs- und Rückgewinnungsmanagement beschrieben.

Zur Umsetzung der aCRM-Architektur werden spezielle Business-Intelligence-Instrumente für das aCRM eingesetzt. Im Konzeptrahmenkapitel werden hierfür die theoretischen Grundlagen des Data Warehouse, des On-Line Analytical Processing (OLAP), der Planung, des Cockpits und des Data-Minings dargestellt. Aufgrund der hohen Bedeutung des Data-Minings im aCRM-Ansatz hinsichtlich der Analyse kundenindividueller Daten werden zudem gängige Data-Mining-Methoden abschließend erörtert.

## 2.2 CRM als kundenorientierter Unternehmensführungsansatz

Zum Grundverständnis wird zu Beginn CRM als kundenorientierter Unternehmensführungsansatz diskutiert, das auf einer CRM-Philosophie aufbaut.

### 2.2.1 Strategische Neuausrichtung auf Grundlage der CRM-Philosophie

Aufgrund der Individualisierung der Kundenbedürfnisse und des steigenden Wechselverhaltens der Kunden ist die Kundenorientierung für viele Unternehmen schon seit Jahren eine zentrale Herausforderung. Gegenstand der Kundenorientierung ist nach *Bruhn* „die umfassende, kontinuierliche Ermittlung und Analyse der Kundenerwartungen sowie deren interne und externe Umsetzung in unternehmerische Leistungen. Damit ist das Ziel verbunden, langfristig ökonomisch vorteilhafte Kundengeschäftsbeziehungen zu etablieren.“<sup>21</sup> Diese Sichtweise zählt mittlerweile zu den Kernbestandteilen vieler Unternehmensphilosophien und ist in der Unternehmensführung fest verankert.<sup>22</sup>

Unternehmensführung wird als zielgerichtete, planvolle Steuerung eines Unternehmens, bestehend aus Subsystemen (Funktionsbereichen, Abteilungen) und Elementen (Stellen, Mitarbeitern) verstanden, das mit der Umwelt (Kunden, Lieferanten) in Verbindung steht.<sup>23</sup> Die Aufgabe der Unternehmensführung besteht darin, eine Unternehmensstrategie zu entwickeln, sie umzusetzen und über das Controlling sicherzustellen.

Im Customer Relationship Management zählt die Entwicklung einer sog. „CRM-Strategie“ zu der Kernaufgabe der Unternehmensführung. Sie stellt den Rahmen für die Aufgaben in der Umsetzungsphase der CRM-Strategie dar. In Abgrenzung zur CRM-Strategie werden in der Marketingliteratur weitere Marketingstrategien diskutiert, bspw. die Strategie „Innovationsorientierung“, in der die Frage beantwortet werden muss, wie stark die Entwicklung neuer

---

<sup>21</sup> Bruhn (2007), S. 17.

<sup>22</sup> Vgl. Rosemann/Rochefort/Behnck (1999), S. 105.

<sup>23</sup> Vgl. Jendrosch (2001), S. 27.

Produkte gewichtet werden soll. In der Strategie „Wettbewerbs- und Kooperationsverhalten“ wird dagegen geklärt, wie sich das Unternehmen gegenüber den Wettbewerbern verhält (ggf. werden auch Kooperationen eingegangen).<sup>24</sup> Aus den vielfältigen Marketingstrategieansätzen muss zunächst die Unternehmensführung entscheiden, eine strategische Neuausrichtung auf Grundlage einer CRM-Philosophie zu entwickeln.

Der analytische CRM-Ansatz unterstützt diese Aufgabenbereiche der CRM-Strategieentwicklung, -umsetzung und des Strategiecontrollings. Wesentliches Kennzeichen des aCRM ist u.a. dabei die Fokussierung auf die Kunden.

Würde der Tatbestand des Kundenbezugs allerdings allein vorliegen, müsste der Begriff *Customer Relationship Marketing* heißen. In der Literatur wird dieser Begriff auch teilweise verwendet.<sup>25</sup> Während das *Customer Relationship Marketing* nur auf organisatorische Änderungen des Marketings/Vertriebs abzielt, wirken sich beim *Customer Relationship Management* die Änderungen auf die Aktivitäten des gesamten Unternehmens aus. Modifikationen liegen sowohl bei den Marketing-, Vertriebs- und Serviceprozessen als auch bspw. bei den Logistik- und Controllingprozessen vor. Deshalb wird beim CRM auch von einer neuen Unternehmensphilosophie bzw. der CRM-Philosophie gesprochen.<sup>26</sup>

### 2.2.2 Entwicklungslinien zum CRM

Um die CRM-Philosophie greifbarer zu machen, werden die Entwicklungslinien zum CRM aufgezeigt (vgl. Abb. 2.3). Dabei sind sowohl betriebswirtschaftliche als auch informationstechnologische Entwicklungen zu verzeichnen.

---

<sup>24</sup> Vgl. Homburg/Krohmer (2006), S. 507 ff.

<sup>25</sup> Vgl. Bruhn (2007), S. 6 f.; Rudolph/Rudolph (2000), S. 9; Hermanns/Thurm (2000), S. 469.

<sup>26</sup> Vgl. Hippner/Wilde (2003a), S. 6.

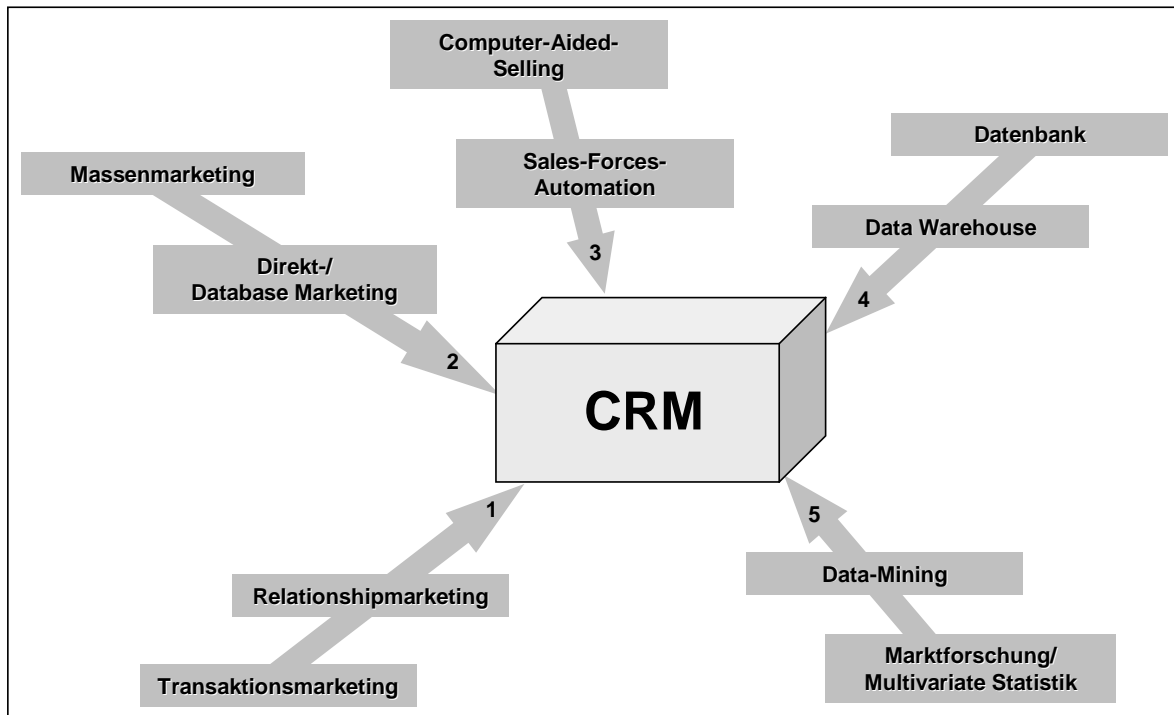


Abb. 2.3: Entwicklungslinien zum CRM

## (1) Vom Transaktionsmarketing über Relationshipmarketing zum CRM

Aus Sicht einer marktorientierten Unternehmensführung ist der Trend vom Transaktionsmarketing zum Relationshipmarketing vollzogen.<sup>27</sup> Während beim Transaktionsmarketing die Kaufvorgänge als einmalige Transaktion angesehen werden, zielt das Relationshipmarketing auf eine längerfristige Pflege der Geschäftsbeziehung ab. Es betrifft alle Geschäftsbeziehungen, mit denen das Unternehmen in Verbindung steht. Wesentliche Voraussetzung dieses Ansatzes ist, dass ein Bindungsverhalten zwischen den Geschäftspartnern vorliegt, welches Einfluss auf das Kaufverhalten hat. Als Geschäftspartner mit dem Unternehmen sind Lieferanten, Kunden, Mitarbeiter, Kapitalgeber etc. zu nennen.<sup>28</sup> Beim Customer Relationship Management findet dagegen eine Fokussierung auf die Kunden statt.

Das Kundenbindungsmanagement, das aus Sicht des Relationshipmarketing einen Teilaspekt darstellt, ist für das CRM ein wesentlicher Bestandteil.<sup>29</sup> Zum einen durch theoretische Erkenntnisse – insbesondere in der Erforschung der Kundenzufriedenheit –, zum anderen durch empirische Erkenntnisse über die ökonomische Bedeutung zufriedener

<sup>27</sup> Vgl. Bruhn (2007), S. 6 f.; Sexauer (2002), S. 218 f.; Bliemel/Eggert (1998), S. 37.

<sup>28</sup> Vgl. Meffert (2000), S. 117 ff.

<sup>29</sup> Vgl. Homburg/Bruhn (2005), S. 7.

und gebundener Kunden entwickelte sich das Kundenbindungsmanagement zum Erfolgsfaktor gegenüber Wettbewerbern.<sup>30</sup>

Gründe von Kundenbindungen lassen sich allgemein in faktische und emotionale Bindungsursachen unterteilen. Dabei werden unter faktischen Bindungsursachen vertragliche, situative, ökonomische oder technisch-funktionale Bindungen verstanden.<sup>31</sup> Vertragliche Bindungen sind z.B. Buchclubs bzw. Wartungsverträge und situative Bindungen bspw. ein günstiger Standort. Bei den ökonomischen Bindungsursachen handelt es sich z.B. um hoch empfundene Wechselkosten des Kunden, wenn er zur Konkurrenz abwandert. Technisch-funktionale Bindungen können bspw. Ersatzteile sein, die vom gleichen Hersteller stammen. Diese Bindungen sind häufig unfreiwillig aus Sicht des Kunden vorhanden. Emotionale bzw. psychologische Kundenbindung begründet sich dagegen auf der Freiwilligkeit der Kunden.<sup>32</sup> Beim Einsatz von Marketingmaßnahmen im Rahmen des CRM (=CRM-Maßnahmen) sind diese in der Weise einzusetzen, dass sie möglichst auf die Bedürfnisse der Kunden abzielen, denn nur dadurch wird eine langfristige Bindung der Kunden an das Unternehmen erreicht. Sofern faktische Bindungen (z.B. Verträge über Serviceleistungen) seitens des Unternehmens durchgeführt werden, sind diese nach der CRM-Philosophie nur denjenigen Kunden anzubieten, bei denen der Wunsch besteht, diese Bindungsart einzugehen.

## (2) Vom Massen-/Direktmarketing über Database Marketing zum CRM

Parallel zur Entwicklung des Transaktionsmarketing zum Relationshipmarketing hat sich die Entwicklung vom Massenmarketing zum Direktmarketing vollzogen. Beim Massenmarketing lag die Fokussierung nicht auf den einzelnen Kunden, sondern richtete sich auf eine anonyme Masse von Konsumenten bzw. auf eine Gruppe von Stellvertretern. Klassisches Marketinginstrument war die Werbung über TV oder Radio.<sup>33</sup> Aufgrund der zunehmenden Tendenz zur Individualisierung der Kundenbedürfnisse ist das Direktmarketing entstanden, bei dem der einzelne Kunde Bezugsobjekt der Marketingmaßnahme ist. In den Anfängen waren Mailings und der Direktvertrieb die vorwiegend eingesetzten Instrumente. Weitere Entwicklungsstufen waren das Telefon bzw. Fax und die modernen Kommunikationstechniken wie Internet oder E-Mail.<sup>34</sup>

In der weiteren Entwicklung ist das Konzept des Database Marketing entstanden. Hierunter wird ein Marketing-Ansatz auf Basis kundenindividueller, in einer Datenbank

---

<sup>30</sup> Vgl. Diller (2003), S. 10 ff.

<sup>31</sup> Vgl. Tomczak/Reinecke/Dittrich (2006), S. 112 f.; Müller-Hagedorn (2001), S. 27 f.

<sup>32</sup> Vgl. Beutin/Werner (2000), S. 615.

<sup>33</sup> Vgl. Link/Hildebrandt (1997), S. 16.

<sup>34</sup> Vgl. Löffler/Scherfke (2000), S. 9 ff.

gespeicherter Informationen verstanden. Zielsetzung ist, den Marketingkreislauf permanent zu optimieren, um Streuverluste zu vermeiden.<sup>35</sup> Zunächst werden die Daten der Kunden in einer Datenbank gesammelt und analysiert. Auf Basis der Chancen und Risiken in den Teilmärkten werden konkrete, kundenspezifische Marketingmaßnahmen eingeleitet (z.B. Katalogzusendung, Außendienstbesuch). Diese Maßnahmen werden als Aktionsdaten in der Datenbank gespeichert, die die Basis für die Erfolgskontrolle darstellen. Die Reaktionen der Kunden wie Anfragen und Bestellungen fließen als Reaktionsdaten in die Kundendatenbank ein und stehen für weitere Kundenanalysen zur Verfügung, die einen erneuten Marketingkreislauf einleiten.<sup>36</sup>

Schwachstelle des Ansatzes ist, dass aufgrund des aktionsgeprägten Charakters zu sehr der kurzfristige Erfolg im Mittelpunkt steht. Zwar kann eine schnelle Erhöhung des Marktanteils erreicht werden. Diese könnte aber durch zu hohe Akquisitionsaufwendungen erkauft worden sein. Beim Database Marketing steht also die Effizienzverbesserung („Die Dinge richtig tun“) im Vordergrund.

Das analytische CRM integriert zusätzlich den Effektivgedanken („Die richtigen Dinge tun“). Die Ausgangsüberlegungen zielen darauf ab, ob für die vorliegende Kundenstruktur die richtigen CRM-Maßnahmen durchgeführt werden. Zielsetzung ist, die Kunden aus strategischer Sicht profitabel zu entwickeln. Voraussetzung dafür sind gegenüber dem klassischen Database-Marketing u.a. integrierte Analysen über alle Kommunikationskanäle (Multi-Channel-Integration).<sup>37</sup>

### (3) Von einem Computer-Aided-Selling- über einen Sales-Forces-Automation-Ansatz zum CRM

Aus informationstechnologischer Sicht ist das operative CRM aus dem Computer-Aided-Selling-(CAS)-Ansatz entstanden, der nur auf die Vertriebsprozesse ausgerichtet ist. Dieser wurde zu mehreren Konzeptansätzen weiterentwickelt, wobei das Sales Forces Automation (SFA-Systeme) als Vorstufe zum operativen CRM-System angesehen werden kann.<sup>38</sup> SFA beschränkt sich dabei wie CAS weitgehend auf den eigenen Vertriebsbereich, wobei bereits eine Steuerung und Automatisierung des Vertriebsprozesses durch Einsatz moderner Datenbanktechnologien, in denen man die Vertriebsdaten sammelt und analysiert, durchgeführt wird.<sup>39</sup>

---

<sup>35</sup> Vgl. Link (2001), S. 8 ff.; Kehl (2000), S. 41.

<sup>36</sup> Vgl. Munzer (2000), S. 68 ff.

<sup>37</sup> Vgl. Hippner/Wilde (2003a), S. 21; Alajoutsijarvi/Mannerma/Tikkanen (2000), S. 153 ff.

<sup>38</sup> Vgl. Schwetz (2000), S. 22.

<sup>39</sup> Vgl. Brasch/Köder/Rapp (2007), S. 416; Schulze (2002), S. 11.

In den Anfängen des CRM wurden die SFA-Systeme oft mit den operativen CRM-Systemen gleichgesetzt. Der Grund liegt darin, dass man zunächst unter CRM die Unterstützung einzelner Fachabteilungen verstand.<sup>40</sup> In der weiteren Entwicklung wurden in den operativen CRM-Systemen zu den Verkaufsprozessen gleichrangig die Marketing- und Serviceprozesse integriert und auf eine einheitliche Datenbasis gestellt. Damit entwickelte sich das CRM zu einem vertriebsübergreifenden Ansatz.<sup>41</sup>

#### (4) Von der operativen Datenbank über ein Data Warehouse zum CRM

Die Entwicklung von den operativen Datenbanksystemen zum Data-Warehouse-Konzept stellt eine grundlegende Voraussetzung zum CRM dar. Jedes operative Datenbanksystem (z.B. CAS, SFA, ERP etc.) hat dabei sein eigenes Reporting-Tool.<sup>42</sup> Die Abfragewerkzeuge, die dort integriert sind, sind mehr auf Routinearbeiten ausgerichtet und sehr datenbanknah und damit sehr statisch implementiert. Für analytische Zwecke sind sie aufgrund der Transaktionsdetails wenig geeignet.<sup>43</sup> Aus diesem Grund ist das Data-Warehouse-Konzept entstanden, das einen eigenen Architekturansatz hat. Dieses Konzept bietet bspw. den Vorteil, auf aggregierte Daten für analytische Zwecke zuzugreifen. Auch Kennzahlen zur aktiven Kundensteuerung werden im Data Warehouse ermittelt.

In der weiteren Entwicklung wurde das Data-Warehouse-Konzept in einem übergeordneten Business-Intelligence-(BI)-Ansatz eingeordnet.<sup>44</sup> In Kap. 2.5 werden der Business-Intelligence-Ansatz und das Data Warehouse als BI-Instrument näher diskutiert.

#### (5) Von der Marktforschung und der multivariaten Statistik über Data-Mining zum CRM

Auf der Methodenseite ist eine weitere Entwicklungslinie zu verzeichnen. Die multivariate Statistik, die man in der Marktforschung verwendet, wird durch Verfahren des Data-Minings ergänzt, um bspw. Warenkorbanalysen im Handel durchführen zu können. Die traditionelle Marktforschung zielt auf repräsentative Mengen ab. Durch Anwendung der Stichprobentheorie konnten Erkenntnisse auf den Gesamtmarkt übertragen werden. Auf individuelle Marktdaten, wie dem Kunden als Bezugsobjekt im CRM, war die traditionelle Marktforschung nicht ausgerichtet.<sup>45</sup> Gleichmaßen konnte sie nicht unbekannte Abhängigkeiten in den Daten identifizieren. Die Data-Mining-Methoden sind in der Lage,

---

<sup>40</sup> Vgl. Stengl/Sommer/Ematinger (2001), S. 30 ff.

<sup>41</sup> Die Serviceprozesse befinden sich bspw. zumeist in eigenständigen Kundenserviceeinheiten.

<sup>42</sup> Vgl. Lusti (1999), S. 124.

<sup>43</sup> Vgl. Lusti (1999), S. 125; Rautenstrauch (1997), S. 102 f.

<sup>44</sup> Vgl. Scholz (2007), S. 42 ff.

<sup>45</sup> Vgl. Löffler/Scherfke (2000), S. 115.

größere Datenbestände zu analysieren.<sup>46</sup> Die Analysen können bspw. direkt auf Basis der Verkaufsdatensätze erfolgen. Im Handel liegen dabei Verkaufsdatensätze im Millionenbereich vor.<sup>47</sup>

Auch das Data-Mining hat sich im Laufe der Zeit zum Business-Intelligence-Instrument entwickelt (vgl. Kap. 2.5).<sup>48</sup>

Nach dem Aufzeigen der fünf Entwicklungslinien zum CRM wird die CRM-Philosophie in der Abb. 2.4 zusammenfassend dargestellt.

- Fokussierung auf die Kunden
- Strategischer Ansatz zur profitablen Entwicklung der Kunden
- Langfristige Geschäftsbeziehung zum Kunden
- Organisatorische Auswirkungen nicht nur auf Kunden-, Marketing-, und Serviceprozesse, sondern auch auf andere Unternehmensprozesse
- Entwicklung von CRM-Maßnahmen auf Basis der Kundenbedürfnisse
- Einsatz einer modernen Informationstechnologie für die Abbildung der CRM-Prozesse (operatives CRM-System)
- Zentrale Kundensteuerung auf Basis des Data-Warehouse-Konzeptes
- Einsatz von Data-Mining-Methoden für die Analyse kundenindividueller Daten

Abb. 2.4: Konkretisierung der CRM-Philosophie

### 2.3 Bestimmung des aCRM-Ansatzes

Auf Grundlage der Konkretisierung der CRM-Philosophie ist der aCRM-Ansatz zu bestimmen, indem der aCRM-Begriff, die aCRM-Ziele und die aCRM-Bestimmungsfaktoren für diese Arbeit definiert werden (vgl. Abb. 2.5).

<sup>46</sup> Vgl. Lackes/Mack/Tillmans (1998), S. 250.

<sup>47</sup> Vgl. Winkelmann (2005), S. 348.

<sup>48</sup> Vgl. Gehra (2005), S. 40 ff.



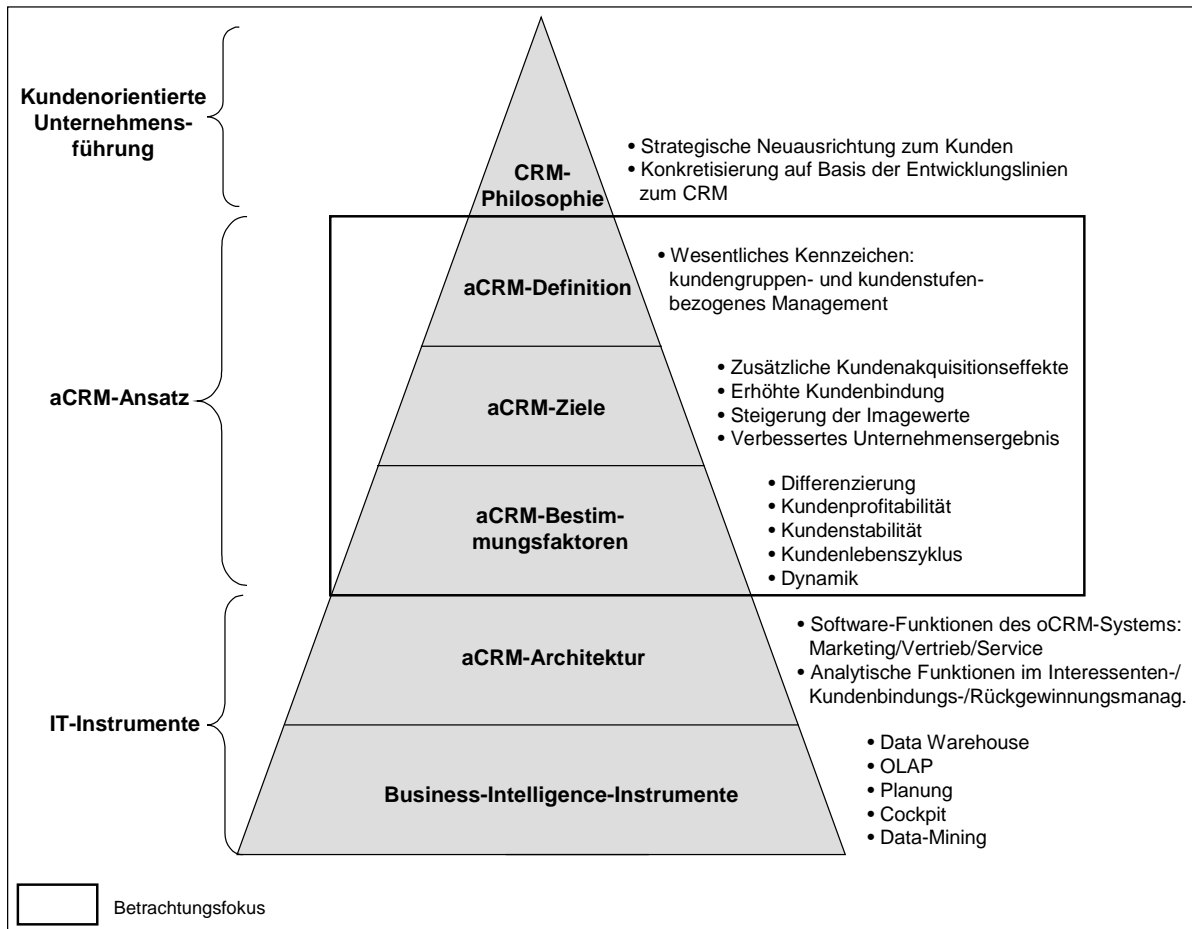


Abb. 2.5: aCRM-Ansatz im Rahmen des aCRM-Konzeptionsdreiecks

### 2.3.1 Begriffsabgrenzung und Definition des aCRM

CRM-Definitionen liegen in vielfältiger Weise vor.<sup>49</sup> Es lassen sich generell betriebswirtschaftlich orientierte und IT-orientierte Definitionen unterscheiden.

Betriebswirtschaftlich orientierte Definitionen zielen auf die Kundengeschäftsbeziehung ab. Nach *Rapp* ist CRM ein systematisches Konzept, das alle Unternehmensbereiche eines Geschäftssystems betrifft. Es bietet einen Rahmen, das das Management befähigt, Unternehmensstrategien derart anzulegen, dass sie den langfristigen Interessen des Kunden dienen.<sup>50</sup> Diese strategische Ausrichtung verfolgen auch *Grabner-Kräuter/Schwarz-Musch*.<sup>51</sup> Nach ihnen befasst sich CRM mit dem Aufbau, der Entwicklung und Intensivierung individualisierter Kundenbeziehungen mit sorgfältig ausgewählten Kunden und Kundengruppen, wobei der Entwicklung eines strategischen Konzeptes als Bezugsrahmen eine zentrale Bedeutung zukommt. Bei *Lasogga* basiert der Schwerpunkt der Definition auf dem Partnerschaftsgedanken, der nun gegenüber dem alten Leitbild „Der Kunde ist König“

<sup>49</sup> Vgl. Grabner-Kräuter/Schwarz-Musch (2006), S. 176; Lasogga (2000), S. 1; Schweiger (1999), S. 18; Holland (2001), S. 20; Gerecke (2001), S. 235; Fröschle (2001), S. 9.

<sup>50</sup> Vgl. Rapp (2005), S. 45.

<sup>51</sup> Vgl. Grabner-Kräuter/Schwarz-Musch (2006), S. 176.

angewendet wird.<sup>52</sup> Hier liegt der Grundsatz vor, dass das Unternehmen und der Kunde sich in der Weise verhalten, dass beide Partner von der Kundengeschäftsbeziehung profitieren (Win-Win-Paradigma). *Schweiger* formuliert, nur mit den erfolgversprechendsten Kunden sei eine langfristig profitable Kundenbeziehung aufzubauen.<sup>53</sup> Diese Sichtweise impliziert eine Zielgruppenorientierung.

IT-basierte Definitionen sehen als Grundlage eines kundenorientierten Unternehmensführungsansatzes den Datenbankeinsatz bzw. die Nutzung von Informations- und Kommunikationstechnologien. Der *Deutsche Direktmarketing Verband (DDV)* definiert bspw. CRM „als ganzheitlicher Ansatz zur Unternehmensführung. Dies geschieht auf der Grundlage einer Datenbank mit einer entsprechenden Software zur Marktbearbeitung und anhand eines vorher definierten Verkaufsprozesses“. <sup>54</sup> *Hippner* definiert CRM gleichermaßen als kundenorientierte Unternehmensphilosophie, die „mithilfe moderner Informations- und Kommunikationstechnologien versucht, auf lange Sicht profitable Kundenbeziehungen durch ganzheitliche und differenzierte Marketing-, Vertriebs- und Servicekonzepte aufzubauen und zu festigen“. <sup>55</sup> Eine Festlegung spezieller IT-Instrumente wird bei beiden nicht vorgenommen.

Eine andere Sichtweise wird von den Software- bzw. Consultingunternehmen eingebracht. Sie unterscheiden operatives CRM (oCRM) und analytisches CRM (aCRM).<sup>56</sup> Operative CRM-Systeme unterstützen die CRM-Prozesse in Marketing, Vertrieb und Service. Unter analytischem CRM wird verstanden, dass speziell das Data Warehouse und das Data-Mining als IT-Instrumente eingesetzt werden.<sup>57</sup> Beim Data Warehouse werden alle relevanten Kundeninformationen des Unternehmens zentral zusammengeführt und mit Data-Mining über mathematisch-statistische Methoden analysiert.<sup>58</sup> Bei dieser Sichtweise wird allerdings zumeist sehr aus IT-Gesichtspunkten (z.B. Funktionalität der Software) diskutiert.<sup>59</sup>

Nach der Diskussion der betriebswirtschaftlich orientierten und IT-orientierten Definitionen wird in der vorliegenden Arbeit folgendes Begriffsverständnis für das *analytische CRM* zugrunde gelegt:

*Das analytische Customer Relationship Management ist ein kundenorientierter Unternehmensführungsansatz. Es hat die Aufgabe, die CRM-Strategieentwicklung, die CRM-Strategieumsetzung und das CRM-Controlling zu unterstützen.*

---

<sup>52</sup> Vgl. Lasogga (2000), S. 1.

<sup>53</sup> Vgl. Schweiger (1999), S. 18.

<sup>54</sup> Vgl. Holland (2001), S. 20.

<sup>55</sup> Hippner (2006), S. 16.

<sup>56</sup> Vgl. Gerecke (2001), S. 235; Fröschle (2001), S. 9.

<sup>57</sup> Vgl. Alt/Puschmann/Österle (2005), S. 187; Schwede (2000), S. 8.

<sup>58</sup> Vgl. Duffner/Henn (2001), S. 169 ff.

<sup>59</sup> Vgl. Bose (2002), S. 89 ff.

*Durch den Einsatz der Business-Intelligence-Instrumente Data Warehouse und Data-Mining werden zielgruppenbasiert kundenstufenbezogene CRM-Prozesse gesteuert, um eine stabile und langfristige Kundengeschäftsbeziehung unter Berücksichtigung der Profitabilität zu erreichen.*

Die dieser Arbeit zugrunde liegende Definition verbindet die betriebswirtschaftliche und die IT-orientierte Sichtweise, wobei die IT-Anwendungen durch Einsatz der Business-Intelligence-Instrumente Data Warehouse und Data-Mining sowie einem operativen CRM-System eindeutig definiert werden. Auch das operative CRM-System ist Bestandteil des aCRM-Ansatzes, weil die Ergebnisse des analytischen CRM sofort in die operativen CRM-Prozesse (=Vertriebs-, Marketing- und Serviceprozesse) einfließen, um die Integration zwischen der Analysesicht und Prozesssicht zu gewährleisten. Die Aufgaben des aCRM sind unter dem Gesichtspunkt der kundenorientierten Unternehmensführung auszuwählen. Sie sind integraler Bestandteil der CRM-Strategie und -umsetzung. Oberste Leitregel der Kundenorientierung ist dabei, dass nur ökonomisch vorteilhafte Kundenbeziehungen etabliert werden. Der analytische CRM-Ansatz bezieht deshalb den Profitabilitätsaspekt ein. Diese Profitabilitätsermittlung ist gemäß den Kundenbedürfnissen zielgruppenorientiert und gemäß dem Kundenlebenszyklus kundenstufenorientiert vorzunehmen. Insbesondere ein auf Basis von Business-Intelligence-Instrumenten automatisiertes Kundengruppen- und -stufenmanagement ist ein Kernelement des aCRM-Ansatzes dieser Dissertation (vgl. Kap. 4).

### **2.3.2 Ziele des aCRM**

Auf Grundlage der aCRM-Definition können nun die Ziele des aCRM bestimmt werden. Die Ziele betreffen die Kundenakquisition, die Kundenbindung, das Image und den Unternehmensgewinn des Unternehmens.

#### **(1) Zusätzliche Kundenakquisitionseffekte**

Eine Verbesserung der Kundenakquisition ist durch die Identifizierung von homogenen Kundensegmenten zu erreichen, die bisher nur mit größeren Streuverlusten bedient werden konnten.<sup>60</sup> Der Unterschied zu den bisherigen Ansätzen besteht darin, dass auf Grundlage einer größeren Datenbasis detailliertere Segmentierungen durchgeführt werden können. Durch diese qualitative Verbesserung kann die Kundenansprache gezielter erfolgen. Die Erfahrungen, die mit den Bestandskunden gemacht werden, können auf potenzielle Neukunden übertragen werden. Damit ist es möglich, den Kundenkontakt über den richtigen Kommunikationskanal mit den richtigen Inhalten

---

<sup>60</sup> Vgl. Grabner-Kräuter/Schwarz-Musch (2006), S. 178; Schmid/Bach/Österle (2000), S. 20 f.

aufzubauen.<sup>61</sup> Nach dem Erstkontakt können noch mehrere Kontakte zwischen dem Kunden und dem Unternehmen entstehen, bevor die Kaufentscheidung positiv ausfällt. Entscheidend ist, dass jede Kontaktstelle (Außendienst, persönlicher Verkauf, Callcenter etc.) über die gleichen Informationen verfügt. Ein einheitliches Wissen über die Kunden kann über ein Data Warehouse zur Verfügung gestellt werden, damit die Transparenz sichergestellt ist.<sup>62</sup>

## (2) Erhöhte Kundenbindung

Die Zielsetzung der Kundenbindung besteht darin, eine dauerhafte Geschäftsbeziehung zum Kunden aufzubauen. Es kostet bei der Kundenakquisition fünf- bis zehnmal soviel, einen neuen Kunden zu gewinnen als einen alten Kunden dauerhaft an sich zu binden.<sup>63</sup> Auch die Reaktivierung inaktiver Kunden ist wesentlich kostengünstiger als die Neukundenakquisition.

Aufgrund dieser Motivation werden dem Kunden Angebote über Produkte und Dienstleistungen unterbreitet, die seinen Bedürfnissen entsprechen. Dabei wird auf das Wissen über die Kunden, das sich durch jeden Kontaktpunkt zwischen Kunde und Unternehmen im Kundenlebenszyklus erhöht, zurückgegriffen. Die Präferenzen der Kunden werden dadurch immer deutlicher. Deshalb sind die Angebote individuell zu gestalten. Sie dürfen von den Kunden nicht als Angebot von der Stange wahrgenommen werden.<sup>64</sup> Dadurch werden insgesamt der Kundenangang (Marketing-Mix) und die Kundenbeziehung verbessert.

Ein weiterer Kundenbindungsfaktor ist die Abwicklung des Beschwerdeprozesses. Eine Reklamation muss von dem Unternehmen als Chance begriffen werden.<sup>65</sup> Der Kunde hilft damit dem Unternehmen, noch besser zu werden. Das analytische CRM unterstützt dabei, den Beschwerdeprozess effizienter zu gestalten.

## (3) Steigerung der Imagewerte

Wichtige Imagefaktoren der Kunden- und Serviceorientierung können durch das aCRM weiterentwickelt werden. Indem die Schlüsselprozesse identifiziert und die Schwachstellen in den CRM-Prozessen abgestellt werden, erzielt man positive Effekte für das

---

<sup>61</sup> Vgl. Wehrmeister (2001), S. 35 ff.

<sup>62</sup> Vgl. Buck-Emden/Zencke (2004), S. 316 f.

<sup>63</sup> Vgl. Becker (2001), S. 372; Winer (2001), S. 91.

<sup>64</sup> Vgl. Stengl/Sommer/Ematinger (2001), S. 173.

<sup>65</sup> Vgl. Stauss (2006), S. 317 ff.; Kirchner (2005), S. 293; Dichsle (2005), S. 173 ff.

Image. Ebenso trägt die Gestaltung der Kommunikationskanäle gemäß den Bedürfnissen und Präferenzen der Kunden dazu bei.<sup>66</sup>

Der Internetauftritt ist bspw. so zu gestalten, dass sich ein Interessent in kurzer Zeit zurechtfindet.<sup>67</sup> Findet er die gesuchten Informationen in angemessener Zeit nicht, ist die Wahrscheinlichkeit groß, dass er das Interesse verliert und sich vielleicht Konkurrenten mit besser strukturierten Internetauftritten zuwendet. Diese subjektive Wahrnehmung des einzelnen Kunden kann durch interpersonelle Kommunikation an potenzielle Kunden weitergetragen werden.<sup>68</sup> Insgesamt sind solche negativen Effekte für das Unternehmensimage zu vermeiden.

#### (4) Verbessertes Unternehmensergebnis

Die Verbesserung des Unternehmensergebnisses entsteht durch Erlössteigerungs- und/oder Kostensenkungseffekte. Die Erlöseffekte werden auch durch die positiven Imageeffekte hervorgerufen, indem die Kundenbeziehungen durch Gewinnung neuer und profitabler Kunden erweitert werden. Bei den Bestandskunden besteht das Ziel, die Kundenbeziehung zu verlängern und zu vertiefen.<sup>69</sup>

Über Cross-Selling- und Up-Selling-Maßnahmen entstehen erlöserhöhende Effekte. Unter Cross-Selling wird der zusätzliche Verkauf von zunächst nicht gewünschten Produkten verstanden. Das Up-Selling zielt darauf ab, höherwertige Produkte oder Leistungen als ursprünglich gewünscht zu verkaufen.<sup>70</sup> Daraus resultieren Wiederholungskäufe und eine höhere Kauffrequenz. Über das aCRM ist des Weiteren anzustreben, Kunden mit geringerer Preissensibilität zu identifizieren. Die Preiselastizität nimmt bei diesen Kunden mit steigender Beziehungsintensität ab, weil sie für eine vertraute und gut befundene Leistung bereit sind, einen höheren Preis zu bezahlen.

Auf der Kostenseite entstehen kostensenkende Effekte, indem z.B. durch Optimierung bei Direktmarketingmaßnahmen Streuverluste verringert werden.<sup>71</sup> Durch die eingeleiteten Maßnahmen zur Verbesserung der Kundenakquisition und der Kundenbindung besteht insgesamt das Ziel, die Kosten zu senken oder bei gleich hohem Budget den Output zu steigern (Effizienzgewinn).<sup>72</sup>

<sup>66</sup> Vgl. Wehrmeister (2001), S. 30 f.

<sup>67</sup> Vgl. Förster/Kreuz (2006), S. 123 f.

<sup>68</sup> Vgl. Kaiser (2006), S. 32 f.

<sup>69</sup> Vgl. Buck-Emden/Zencke (2004), S. 316.

<sup>70</sup> Vgl. Schumacher/Meyer (2004), S. 23; Preißner (2001), S. 267.

<sup>71</sup> Vgl. Holland (2001), S. 32 f.

<sup>72</sup> Vgl. Schulze (2002), S. 62.

### 2.3.3 Bestimmungsfaktoren des aCRM

Der aCRM-Ansatz wird durch die fünf Kriterien Differenzierung, Kundenstabilität, Kundenprofitabilität, Kundenlebenszyklus und Dynamik determiniert.

#### (1) Differenzierung

Die zentrale Forderung des aCRM liegt darin, dass dem Kunden ein differenziertes Angebot unterbreitet wird. Aufgrund unterschiedlicher Kundenbedürfnisse ist eine Kundendifferenzierung für Produkte notwendig.<sup>73</sup> Ein Jugendlicher hat z.B. beim Kauf einer Brille andere Vorstellungen bzw. Anforderungen als ein Rentner. Zum einen verändert sich mit dem Alter der Geschmack bei der Auswahl hinsichtlich Aussehen, modischer Erscheinung etc., zum anderen sind aufgrund der physischen Entwicklung im höheren Alter Lesebrillen erforderlich, die im jüngeren Alter nicht notwendig sind. Die Anforderungen bei der Gläserauswahl verändern sich entsprechend.

Die Differenzierung erstreckt sich aber nicht nur auf die Produkte, sondern auch auf die angebotenen Dienstleistungen. Insbesondere beim Service sind unterschiedliche Vorstellungen beim Kunden vorhanden.<sup>74</sup> Bspw. schließen risikoaverse Kunden über eine zweijährige Grundgarantie eines Laptops hinaus einen weiteren Servicevertrag für mögliche Reparaturmaßnahmen ab. Andere Kunden wollen dagegen diese zusätzlichen Kosten nicht bezahlen, weil sie ggf. selbst die Reparatur durchführen wollen oder darauf hoffen, dass kein Schaden am Laptop entsteht.

Der Differenzierungsbegriff grenzt sich von der Personalisierung bzw. Individualisierung des Kundenkontakts ab. Dieser Kontakt kann nur über wenige Kommunikationskanäle entwickelt werden.<sup>75</sup> Es kann bspw. bei einem Finanzdienstleister über eine längere Zeit ein persönlicher Kontakt zwischen Berater und Kunde entstehen. Bei einem Kaufhaus mit unzähligen Kunden ist dieser enge Kundenkontakt eher unwahrscheinlich möglich. Hier kann nur eine Differenzierung zwischen Kundengruppen stattfinden.

Ein weiterer strategischer Erfolgsfaktor für das Unternehmen ist die Differenzierung der Marketing-, Vertriebs- und Serviceprozesse im Hinblick auf die Kommunikationswege. Marketingprozesse gehen vom Unternehmen aus und beziehen sich auf den Kommunikationsweg mit den Kunden. Während die eine Kundengruppe lieber über den traditionellen Weg der persönlichen Ansprache kommuniziert, ziehen andere Kunden die Kommunikation über E-Mail bzw. Internet vor.<sup>76</sup> Auch bei den Vertriebs- und Service-

<sup>73</sup> Vgl. Brasch/Köder/Rapp (2007), S. 62 ff.; Kehl (2001), S. 203.

<sup>74</sup> Vgl. Rapp (2005), S. 125 ff.; Lasogga (2000), S. 3 f.

<sup>75</sup> Vgl. Hippner/Wilde (2003a), S. 9 f.

<sup>76</sup> Vgl. Wehrmeister (2001), S. 130 f.

prozessen ist eine Differenzierung über den Kommunikationskanal von der Kontaktaufnahme über die Bestellung und Lieferung bis zu den After-Sales-Aktivitäten anzustreben.<sup>77</sup>

## (2) Kundenprofitabilität

Beim aCRM-Ansatz konzentriert sich die Gestaltung der Kundenbeziehungen allerdings nicht darauf, allen Kundenwünschen in derselben Weise nachzukommen.<sup>78</sup> Bei dieser Zielsetzung wäre der Marketingaufwand viel höher als die erzielten Erlöse. Auch der Marktanteil steht nicht im Mittelpunkt der Betrachtung, denn der könnte durch zu hohe Marketingkosten bei weniger profitablen Kunden erreicht worden sein. Die dadurch gesteigerte Kundenzufriedenheit würde sich auf nicht profitable Kunden beschränken.<sup>79</sup> Die Fokussierung liegt beim aCRM dagegen auf Kunden, mit denen langfristig eine hohe Kundenprofitabilität erzielt werden kann. Einzelne Transaktionen sind nicht von Interesse.<sup>80</sup>

Bei Internetgeschäften lassen sich bspw. generell zwei Typen von Käufern unterscheiden. Der „Transaction Buyer“ orientiert sich ausschließlich am Preis. Er empfindet keine Loyalität, und dadurch entsteht keine langfristige Kundenbindung zum Unternehmen. Der „Relationship Buyer“ möchte sich dagegen einem Unternehmen anvertrauen und eine langfristige Geschäftsbeziehung aufbauen, auch wenn er vermutet, dass ein Konkurrent günstigere Preise anbietet. Die Beschäftigung mit Preisen und der Aufwand der Beschaffung werden aber oft als zu mühselig angesehen. Aufgrund dieser unterschiedlichen Kundenbedürfnisse ist es auch gerechtfertigt, in die Kundengruppen unterschiedlich zu investieren und diese damit differenziert zu behandeln.<sup>81</sup>

## (3) Kundenstabilität

Im analytischen CRM wird eine langfristige und stabile Geschäftsbeziehung angestrebt, um steigende Gewinne zu realisieren. Durch den Aufbau von Vertrauen gegenüber dem Unternehmen steigen im Laufe der Geschäftsbeziehung die Umsätze. Über Verbundenheit wird eine „freiwillige Kundenbindung“ erzeugt.

Ein wesentlicher Einflussfaktor der Verbundenheit bzw. Kundenstabilität ist die Beziehungsqualität, die sich in der transaktionsübergreifenden Beurteilung über den Zeitablauf ausdrückt. Bspw. ist damit das generelle Vertrauen des Kunden in den Anbieter

<sup>77</sup> Vgl. Duffner/Henn (2001), S. 53.

<sup>78</sup> Vgl. Traiblmaier (2007), S. 42 ff.; Hermans/Thurm (2000), S. 470.

<sup>79</sup> Vgl. Gerecke (2001), S. 237.

<sup>80</sup> Vgl. Schweiger (1999), S. 18.

<sup>81</sup> Vgl. Stengl/Sommer/Ematinger (2001), S. 141 f.

gemeint. Die Beziehungsqualität ist aber nicht nur vergangenheitsorientiert zu betrachten. Der Begriff Vertrauen impliziert bereits eine Zukunftsorientierung. Deshalb hat die Beziehungsqualität nicht nur eine vergangenheits-, sondern auch eine zukunftsorientierte Komponente.<sup>82</sup>

Weitere Einflussfaktoren auf die Kundenstabilität und damit auf die Umsatzeffekte sind z.B. die sinkende Preissensibilität langjähriger Kunden oder die Weiterempfehlung von neuen Kunden.<sup>83</sup>

Insgesamt wird eine hohe Kundenstabilität angestrebt, mit denen hohe Kundenbindungsquoten bzw. geringe Abwanderungsraten verbunden sind. Die Operationalisierung der Kundenstabilität findet über die Kundenloyalität statt (vgl. Kap. 3.2.3).

#### (4) Kundenlebenszyklus

Im klassischen Marketing erfolgt der Einsatz der Marketinginstrumente gemäß der 4P-Strukturierung im Rahmen der Produktpolitik (product), Preispolitik (price), Kommunikationspolitik (promotions) und Distributionspolitik (place).<sup>84</sup> Es liegt eine Produktorientierung hinsichtlich des Produktlebenszyklus-Konzeptes vor. Kritisch ist, dass eine Profilierung über das (oft homogene) Produkt des Unternehmens immer schwieriger wird, weil sich Qualität, Preise und Produkteigenschaften von anderen Anbietern immer weniger unterscheiden. Nur Zusatzleistungen (z.B. Service), die differenziert nach den Kundenbedürfnissen ausgerichtet sind, werden vom Kunden stärker wahrgenommen.<sup>85</sup> Eine konsequente Ausrichtung der Marketingaktivitäten an den einzelnen Bedürfnissen der Kunden kann vom klassischen Marketing-Mix nicht wahrgenommen werden.

Deshalb hat sich ein Paradigmenwechsel im Marketing vollzogen, der gleichermaßen durch die in Kap. 1 angeführten Gründe (individuellere Kundenbedürfnisse, stärkeres Wechselverhalten etc.) entstanden ist.<sup>86</sup> Die Neustrukturierung der Marketinginstrumente orientiert sich an den einzelnen Phasen einer Kundenbeziehung (z.B. Anbahnungsphase zum Erstkontakt). Durch das Kundenlebenszyklus-Konzept steht der Kunde im Mittelpunkt der Betrachtung. Mit der Identifikation unterschiedlicher Phasen in der Kundenentwicklung können Ansatzpunkte zur Gestaltung von Kundenbeziehungen

---

<sup>82</sup> Vgl. Georgi (2005), S. 233 ff.

<sup>83</sup> Vgl. Homburg/Sieben (2005), S. 449.

<sup>84</sup> Vgl. Busch/Seidenspinner/Unger (2007), S. 6; Bruhn (2004), S. 32; Saaksvoudri/Immonen (2002), S. 7 f.

<sup>85</sup> Vgl. Hippner/Wilde (2003a), S. 5.

<sup>86</sup> Vgl. Homburg/Bruhn (2005), S. 5.



aufgezeigt werden. Basis dieser Betrachtungsweise für Kundenkontakte könnte dann z.B. bereits ein Umzug des Kunden sein.<sup>87</sup>

Die Operationalisierung des Kundenlebenszyklus findet über Kundenstufen statt (vgl. Kap. 3.2.4).

#### (5) Dynamik

Durch den für das aCRM genutzten Business-Intelligence-Ansatz wird ein immer höherer Integrationsgrad der BI-Instrumente Data Warehouse und Data-Mining angestrebt. Mit der Integration zum operativen CRM-System können automatisiert zielgruppenspezifische CRM-Prozesse gesteuert werden. Die Steuerung erfolgt in Form von Kundenstufen entlang des Kundenlebenszyklus. Veränderungen beim Kunden werden über die Kauf- und Kontaktpunkte in den unterschiedlichen CRM-Prozessen im oCRM-System erfasst und im Data Warehouse einheitlich zusammengeführt. Integrierte Data-Mining-Verfahren zeigen sofort die Potenziale, aber auch Gefährdungstendenzen in der Kundenakquisition, -bindung und -rückgewinnung an. Durch die verbesserte Benutzerfreundlichkeit über ein portalgestütztes Cockpit werden diese sowohl den Entscheidungsträgern als auch allen Vertriebsmitarbeitern zur Verfügung gestellt. Hiermit ist der Closed-Loop-Gedanke verbunden, durch den operative Veränderungen schnell zu analysebasierten Entscheidungen führen, die sofort wieder in das operative Handeln einfließen.<sup>88</sup> Bspw. erhalten die Vertriebsmitarbeiter für ihren Kundenstamm das entsprechende Wechsellpotenzial über das Cockpit. Durch das Herunterbrechen auf die Kundenliste können die Mitarbeiter kundenspezifisch Gegenmaßnahmen einleiten.

Je schneller die Informationen bzw. Frühwarn Tendenzen systemgestützt vorliegen, kann von einem „dynamischen“ aCRM-System gesprochen werden. Die BI-Entwicklung zu Echtzeitinformatoren (Real Time Intelligence) unterstützt dabei den „dynamischen“ aCRM-Ansatz (vgl. Kap. 2.5.4).

## 2.4 Aufbau der aCRM-Architektur

Nachdem der aCRM-Ansatz mit der Begriffsdefinition, den Zielen und den Bestimmungsfaktoren des aCRM eindeutig definiert wurde, werden nun die erforderlichen IT-Instrumente für das aCRM diskutiert, weil die Umsetzung des aCRM als kundenorientierter Unternehmensführungsansatz eine integrierte aCRM-Architektur voraussetzt (vgl. Abb. 2.6).

<sup>87</sup> Vgl. Homburg/Sieben (2005), S. 451

<sup>88</sup> Vgl. Egger/Fiechter/Kramer/Sawicki/Straub/Weber (2006), S. 25 ff.; Vesset (2003), S. 3 ff.

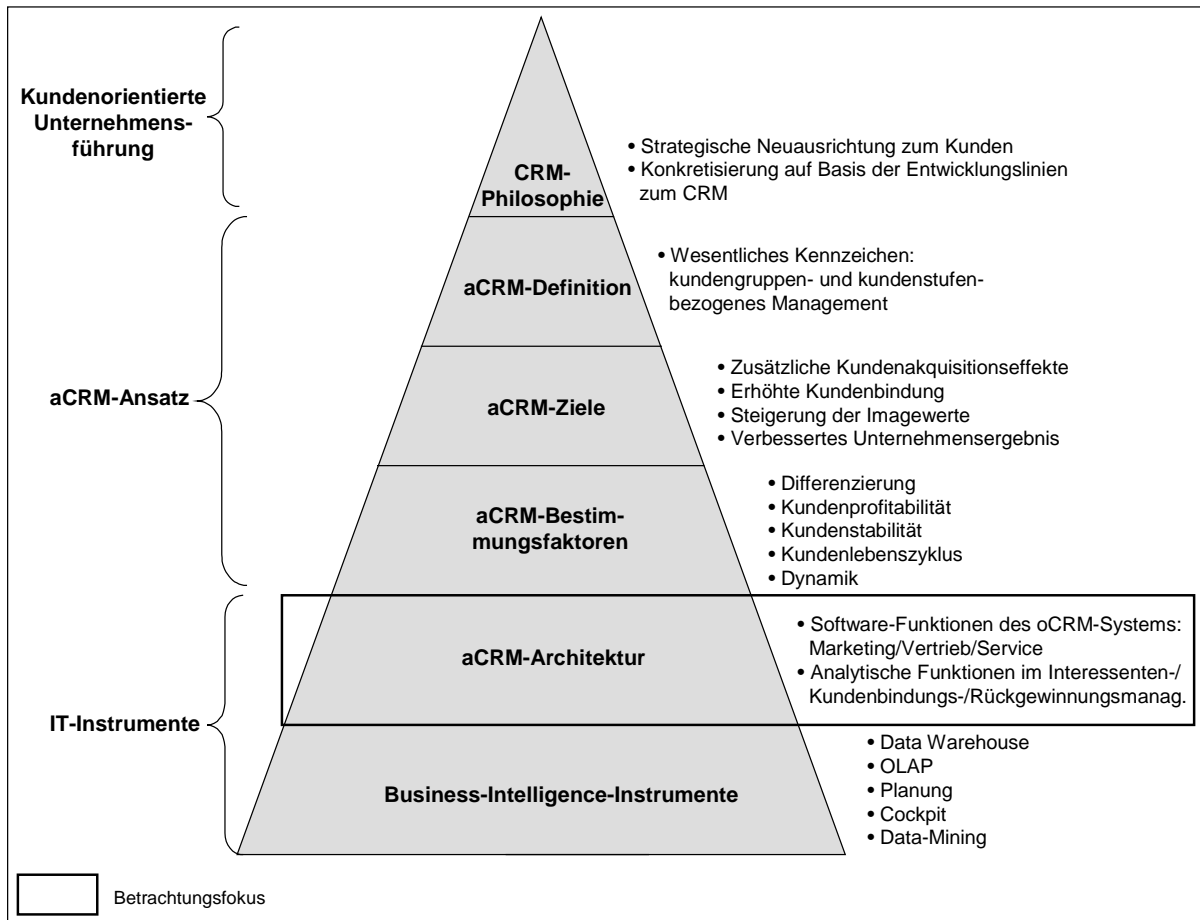


Abb. 2.6: Einordnung der aCRM-Architektur im Rahmen des aCRM-Konzeptionsdreiecks

Die aCRM-Architektur wird zunächst im Überblick dargestellt. Danach werden auf die operativen CRM-Software-Funktionen „Marketing“, „Service“ und „Vertrieb“ detailliert eingegangen. Zudem werden die analytischen Funktionen, die in das Interessenten-, Kundenbindungs- und Rückgewinnungsmanagement unterteilt werden, überblicksmäßig dargestellt.

#### 2.4.1 Überblicksdarstellung der aCRM-Architektur

Die aCRM-Architektur verknüpft das analytische CRM mit dem operativen CRM (vgl. Abb. 2.7). Das analytische CRM im engeren Sinne besteht aus dem Data Warehouse als technologische Basis mit den analytischen Instrumenten Data-Mining, OLAP, Planung und dem Cockpit. Die aCRM-Architektur schließt aber auch das operative CRM-System ein, weil erst durch diese Integration aCRM-basierte Analyseentscheidungen automatisch in die operativen CRM-Prozesse eingespielt werden können (Closed-Loop-Integration).

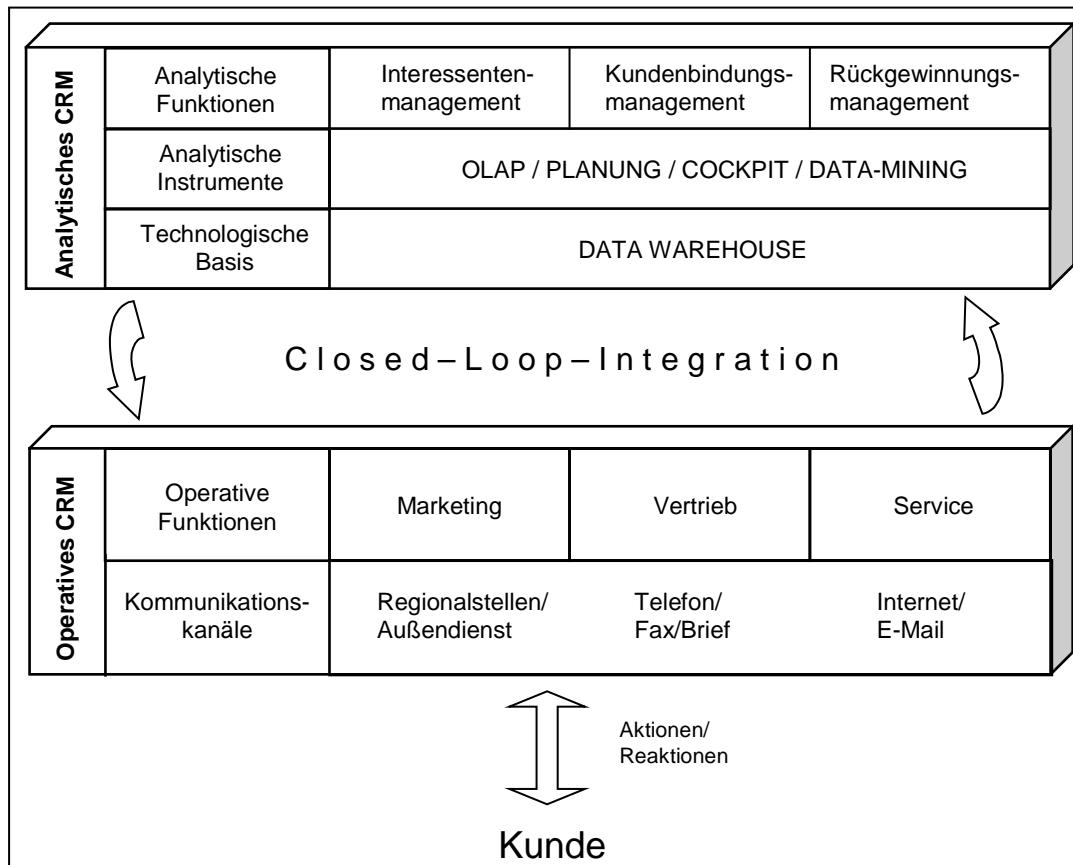


Abb. 2.7: Analytische CRM-Architektur

Ausgangspunkt der Betrachtung der aCRM-Architektur ist der Kunde. Er kann Produktinformationen abrufen, ein Angebot vom Unternehmen erstellen lassen oder eine Reklamation durchführen, worauf das Unternehmen reagiert. Gleichmaßen kann das Unternehmen eine Kampagne durchführen, um über den Einsatz eines Telefonmarketings Neukunden zu gewinnen oder um Cross-/Up-Selling-Maßnahmen bei Bestandskunden mithilfe einer Direktansprache durchzuführen. Ergebnis ist, dass vom Kunden entweder eine Reaktion oder keine Reaktion erfolgt.

Die Aktionen bzw. Reaktionen, die vom Kunden oder Unternehmen ausgehen, finden über einen Kommunikationskanal des operativen CRM-Systems statt. Die Kommunikationskanäle Regionalstellen/Außendienst, Telefon/Fax/Brief und Internet/E-Mail sind im operativen CRM-System miteinander kombiniert.<sup>89</sup> Sie stellen die Verbindung zum Kunden dar.

Im operativen CRM-System sind die Software-Funktionen Marketing, Vertrieb und Service zusammengefasst. Diese schließen auch die Prozesse über das Internet ein (z.B. Terminvereinbarungen, Bestellungen), die alle Funktionalbereiche betreffen können. Der Vorteil dieser Integration liegt darin, dass das Unternehmen sich ein umfassendes Bild vom Kunden

<sup>89</sup> Vgl. Neslin/Grewal/Leghorn/Shankar/Teerling/Thomas/Verhoef (2006), S. 95 ff.; Srivastava/Wang/Lim/Hwang (2002), S. 19; Holland (2001), S. 49.

und seiner Geschäftsbeziehung machen kann (*One Face of the Customer*). Ebenso kann das Unternehmen mit gleicher Wissensbasis nach außen zum Kunden auftreten (*One Face to the Customer*).<sup>90</sup> Sofern der Kunde die Filiale wechselt oder bei einem erneuten Kontakt von einem anderen Mitarbeiter bedient wird, kann im oCRM-System sofort die Kontakt-historie eingesehen werden.<sup>91</sup>

Die Daten des oCRM-Systems werden für analytische Zwecke in ein Data Warehouse geladen. Auf dieser Basis setzen die integrierten Instrumente Planung, Data-Mining, OLAP und das Cockpit auf. Der CRM-Planungsprozess wird direkt im Data Warehouse abgebildet, um konsistente Plan-/Ist-Vergleiche durchzuführen. Auf der Analyseseite werden das Data-Mining und das On-Line Analytical-Processing (OLAP) im aCRM eingesetzt. Über ein Cockpit wird eine vertriebsorientierte Visualisierung über grafische Diagramme erreicht.

Die analytischen Funktionen betreffen das Interessenten-, Kundenbindungs- und Rückgewinnungsmanagement. Die Ergebnisse fließen als Closed-Loop-Prozess wieder ins oCRM-System zurück. Bspw. wird im Rahmen des Interessentenmanagements über Data-Mining eine priorisierte Akquisitionskundenliste erstellt, die die Basis für die Kundenakquisition darstellt.

#### **2.4.2 Einsatz der Software-Funktionen des oCRM-Systems für die Abbildung der CRM-Prozesse**

Nach der Gewinnung neuer Erkenntnisse durch die analytischen Funktionen werden diese für Effizienzverbesserungen bei der Durchführung der operativen CRM-Prozesse eingesetzt. Die CRM-Prozesse werden in diesem Abschnitt aus Sicht der oCRM-Software-Funktionen beschrieben. Die Kenntnis über die oCRM-Software-Funktionen ist wichtig, weil sie erste Anhaltspunkte liefern, welche Optimierungspotenziale über die analytischen CRM-Funktionen angegangen werden können bzw. aufgrund des Geschäftes nicht angegangen werden brauchen. Bspw. erhalten größere Geschäftskunden eine persönliche Kundenbetreuung von zugeordneten Kundenbetreuern. Die Betreuung über ein Callcenter und die damit verbundenen Callcenter-Funktionalitäten sind nicht vorhanden. Deshalb sind Optimierungsmöglichkeiten im Callcenter mithilfe von analytischen Funktionen für diese Geschäftskunden nicht relevant.

Zurzeit liegen operative CRM-Systeme in der zweiten Generation vor.<sup>92</sup> Diese zeichnen sich z.B. durch portalgestützte, prozessorientierte und einfach zu bedienende Anwenderoberflächen aus. Die Hersteller sind bemüht, die Akzeptanz für das Bedienen der oCRM-Systeme

---

<sup>90</sup> Vgl. Hippner/Wilde (2003a), S. 18.

<sup>91</sup> Vgl. Brasch/Köder/Rapp (2007), S. 415; Schulze (2002), S. 57.

<sup>92</sup> Vgl. Capgemini (2006), S. 7.

seitens der Führungs- und Fachkräfte zu steigern. Abb. 2.8 zeigt die vielfältigen Software-Funktionen hinsichtlich Marketing, Vertrieb und Service des oCRM-Systems.

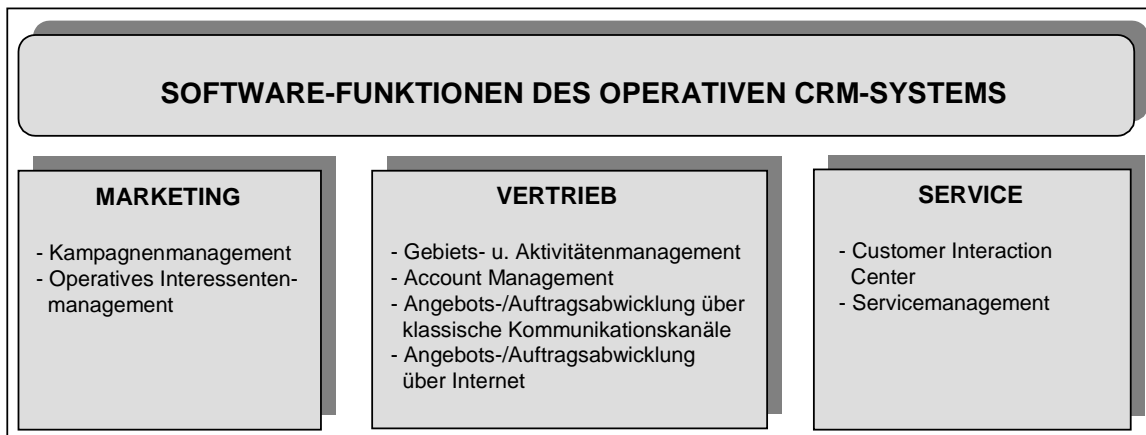


Abb. 2.8: Marketing-, Vertriebs- und Servicefunktionen des operativen CRM-Systems

### 2.4.2.1 Marketing

Im Marketing werden die Funktionen Kampagnenmanagement und operatives Interessentenmanagement unterschieden.

#### (1) Kampagnenmanagement

Zentrale Funktionalität des Marketings im oCRM-System ist ein Kampagnenmanagement mit dem Ziel, den richtigen Kunden mit dem richtigen Leistungsangebot zum richtigen Zeitpunkt über den vom Kunden gewünschten Kommunikationskanal anzusprechen.<sup>93</sup> Durch die Multi-Channel-Integration im oCRM-System liegen alle Daten channelübergreifend vor, sodass über alle Kommunikationskanäle hinweg Aktionen innerhalb einer Kampagne definiert werden können.<sup>94</sup>

Im Kampagnenmanagement des oCRM-Systems werden die Kampagnen speziell für Kundengruppen, Länder, Produkte etc. definiert. Dabei wird für jeden Schritt ein Start- und Endtermin festgelegt. Es kann zwischen einstufigen und mehrstufigen Kampagnen unterschieden werden. Bei einer einstufigen Kampagne werden die Kunden nur einmalig angesprochen. Bei einem mehrstufigen Kampagnenansatz kann z.B. ein Mailing an einen Interessenten erfolgen, worauf bei positiver Reaktion der Außendienstmitarbeiter einen Auftrag akquiriert.<sup>95</sup> Bei der Planung werden der Kampagne ein oder mehrere Kommunikationskanäle zugeordnet.

<sup>93</sup> Vgl. Wilde/Engbrecht/Hippner (2005), S. 342 ff.; Lossau (1998), S. 20 ff.

<sup>94</sup> Vgl. Moosmayer/Gronover/Riempp (2001), S. 81.

<sup>95</sup> Vgl. Schumacher/Meyer (2004), S. 88 ff.; El Himer/Klem/Mock (2001), S. 61 ff.

Ein wesentlicher Aspekt ist, dass die Kommunikation zum Kunden persönlich erfolgt. Beispielsweise sind bei Mailings oder E-Mails Mailformulare für personalisierte Serienbriefe zu erstellen. Merkmale des Kundenprofils wie z.B. der Name sind über Platzhalter bzw. Textbausteine in den Brief einzufügen. Auch der Geburtstag des Kunden kann automatisch zu einer Aktion (z.B. Geburtstagskarte) führen (eventgetriggertes Marketing).<sup>96</sup>

## (2) Operatives Interessentenmanagement

Das Kampagnenmanagement, das nur für Interessenten ausgerichtet ist, wird als operatives Interessentenmanagement definiert. Es hat das Ziel, Marktchancen aufzuspüren, um neue Interessenten zu gewinnen. Hier spielen Outbound-Aktionen eine wichtige Rolle. Im Rahmen eines Telefonmarketings werden für die einzelnen Mitarbeiter eines Callcenters Anruflisten erzeugt. Gesprächsleitfäden (Scriptings) leisten bei der Ausführung des Anrufs Hilfe.<sup>97</sup> Interessenten können entweder durch Marketingaktionen seitens des Unternehmens gefunden werden, die z.B. Interesse an einer neuen Produktlinie haben, oder der Kontakt ist von einem potenziellen Kunden ausgegangen. Nachgefragte Informationen (z.B. über ein bestimmtes Produkt) oder der Wunsch nach Beratung von potenziellen Kunden werden durch das operative Interessentenmanagement erfasst.

### 2.4.2.2 Vertrieb

Die Software-Funktionen des Vertriebs unterteilen sich in Gebiets-/Aktivitätenmanagement, Account Management, Angebots-/Auftragsabwicklung über klassische Kommunikationskanäle und Angebots-/Auftragsabwicklung über das Internet.

#### (1) Gebiets- und Aktivitätenmanagement

Grundlage der Vertriebsfunktionalität im oCRM sind das Gebiets- und das Aktivitätenmanagement. Unter Gebietsmanagement wird das Planen und Strukturieren von Verkaufsorganisationen nach einzelnen Verkaufsgebieten verstanden. Diese Strukturierung kann nach Kunden-, Produkt-, Service- oder nach regionalen Gesichtspunkten erfolgen. Auch Mischformen sind modellierbar. Durch die Organisationsstruktur wird die Automatisierung in den CRM-Prozessen sichergestellt. Bspw. ist eine Callcenter-Organisation nach Kundengruppen organisiert. In Abhängigkeit der vorliegenden Kundeninformationen werden die Kunden den richtigen Callcenter-Mitarbeitern zugeordnet. Die

<sup>96</sup> Vgl. Löffler/Scherfke (2000), S. 222 f.

<sup>97</sup> Vgl. Davies/Gilbert/Swartz (2005), S. 74; Wehrmeister (2001), S. 128.

Callcenter-Mitarbeiter werden dabei automatisch über eine integrierte Workflow-Funktionalität mit Informationen z.B. für die Akquise versorgt.<sup>98</sup>

Das Aktivitätenmanagement unterstützt die Vertriebsmitarbeiter bei der täglichen Arbeit. Über eine integrierte Kalenderfunktionalität können die Aktivitäten zeitlich geplant und dokumentiert werden. Aktivitäten sind bspw. ein erster Kundenbesuch, ein Kundenanruf, Briefe an den Kunden oder die Angebotserstellung. Durch das Aktivitätenmanagement ist es möglich, sämtliche Interaktionen zwischen Unternehmen und Kunden zu erfassen. Die Aktivitäten erscheinen automatisch im Kalender. Damit sind alle Personen, die eine Zugriffserlaubnis haben, über Kundenbesuche, Besprechungen und Ereignisse informiert (Kundenkontakthistorie).<sup>99</sup>

## (2) Account Management

Im Account Management (Kontakt- und Ansprechpartnerverwaltung) werden alle am Vertriebsprozess beteiligten Personen verwaltet. Informationen über Kunden, Interessenten, Lieferanten und Mitarbeiter werden erfasst, damit beim Kundenkontakt schnell alle Informationen zur Verfügung stehen. Zusätzlich zu den Ansprechpartnern und Adressinformationen werden Kredit-, Zahlungs- und Lieferinformationen hinterlegt<sup>100</sup>, wobei die operativen Lieferungs-, Rechnungs- und Zahlungsprozesse über das Enterprise-Resource-Planning-(ERP)-System erfolgen.<sup>101</sup>

## (3) Angebots-/Auftragsabwicklung über klassische Kommunikationskanäle

Der Kundenauftragsprozess durchläuft mehrere Phasen. Am Anfang eines Auftrags liegt eine Anfrage oder ein Angebot zum Kauf von Produkten oder Dienstleistungen vor. Aus Dokumentsicht folgen danach die Auftragsbestätigung, Lieferavis, Lieferschein, Rechnung und die Zahlung (ggf. Mahnung).<sup>102</sup>

Bedeutend für die Abwicklung des Kundenauftrags ist der Verkaufsbeleg, in den alle notwendigen Kundeninformationen eingefügt werden. Partner (Auftraggeber, Ansprechpartner, Warenempfänger), Produkte, Preise, Termine etc. sind zu nennen. Diese Daten sind entlang des Kundenauftragsprozesses möglichst automatisiert anzureichern. Je kundenindividueller sich der Auftrag zeigt, desto stärker ist die Beziehung der Kundendaten zu den Produktdaten. Für das aCRM ist entscheidend, dass der Auftrag, wenn dieser durch eine Marketingkampagne gewonnen wurde, einer Kampagne zugeordnet

<sup>98</sup> Vgl. Buck-Emden/Zencke (2004), S. 107.

<sup>99</sup> Vgl. Schulze (2002), S. 30.

<sup>100</sup> Vgl. Schnauffer/Jung (2004), S. 19 f.; Duffner/Henn (2001), S. 191 f.

<sup>101</sup> Es wird davon ausgegangen, dass das oCRM-System mit dem ERP-System über eine bidirektionale Schnittstelle verbunden ist.

<sup>102</sup> Vgl. Rosemann/Rochefort/Behnck (1999), S. 105 f.

wird.<sup>103</sup> Dadurch ist es möglich, detaillierte Analysen über die Kundenauftragsbearbeitung im Vertriebszyklus durchzuführen.

#### (4) Angebots-/Auftragsabwicklung über Internet

Erfolgt das Angebot von Produkten oder Dienstleistungen über das Internet, wird zur Produktauswahl ein Katalog- und Content-Management eingesetzt. Der Aufbau des Produktkatalogs kann nach funktionalen (z.B. Verwendungszweck) oder nach marketingorientierten (z.B. Zielgruppe) Gesichtspunkten erfolgen. Die Abfolge der Webseiten und die Definition der Inhalte können frei definiert werden.<sup>104</sup> Neben der Anzeige der Stammdaten können über Multimedia-Datenbanken Bilder, Dokumente, Audio- und Videodateien in die Webseiten eingefügt werden. Zielsetzung ist, ein interaktives Erlebnis durch intelligente Medienintegration im Content-Management-System zu erreichen (Erlebnismarketing).<sup>105</sup> Die ausgewählten Produkte werden für die Bestellung in einem virtuellen Warenkorb abgelegt. Bei Bestellung durch den Kunden wird der Auftragsprozess angestoßen.

Eine weitere Individualisierung der Leistungsbestandteile sieht das Konzept der Mass Customization (kundenindividuelle Massenproduktion) vor. Über Online-Konfiguratoren können die Kunden ihre Produkte individuell zusammenstellen; z.B. fertigt der Jeans-Hersteller Levis nach Eingabe von Körpermaßen individuelle Jeans.<sup>106</sup> Bei den Produktkonfiguratoren handelt es sich um regelbasierte Systeme, mit denen das Expertenwissen des Kundenberaters abgebildet wird. Das System führt bspw. automatisch Kompatibilitätsprüfungen durch.<sup>107</sup> Zielsetzung ist, auf die einzelnen Bedürfnisse der Kunden einzugehen und gleichzeitig zu den Kosten zu fertigen, die bei einer Massenfertigung eines Standardproduktes anfallen.<sup>108</sup>

### 2.4.2.3 Service

Als dritter Bereich umfasst die Servicefunktionalität des oCRM-Systems das Customer Interaction Center und das Servicemanagement.

#### (1) Customer Interaction Center

In die Servicekomponente des oCRM-Systems sind die Kundenbetreuung und das Beschwerdemanagement integriert. Zur Lösung von Kundenanfragen, -wünschen,

---

<sup>103</sup> Vgl. Buck-Emden/Zencke (2004), S. 121 ff.

<sup>104</sup> Vgl. Hansen/Neumann (2005), S. 716; Preißner (2001), S. 313 ff.

<sup>105</sup> Vgl. Stengl/Sommer/Ematinger (2001), S. 241 ff.

<sup>106</sup> Vgl. Schwetz (2000), S. 132.

<sup>107</sup> Vgl. Teltzrow/Günther (2001), S. 20.

<sup>108</sup> Vgl. Förster/Kreuz (2006), S. 133 ff.; Piller (2001), S. 48.



-problemen oder -beschwerden hat sich eine Callcenter-Lösung zum Customer Interaction Center entwickelt.<sup>109</sup>

Während im klassischen Callcenter-Ansatz als Kommunikationskanal vorrangig das Telefon verwendet wird, ist beim Interaction Center technologisch ein webbasiertes Multi-Channel-System entstanden. Über das Internet kann der Kunde z.B. ein Formular für einen Beratungstermin ausfüllen. Auch häufig gestellte Fragen (Frequently Asked Questions) kann der Kunde zur Lösung seines Problems einsehen. Eine Chat-Funktionalität ermöglicht eine direkte Kommunikation vom Kunden zum Service-Mitarbeiter. Durch Anwendung des Call-Me-Back-Buttons kann der Kunde den Wunsch äußern, dass ein Service-Mitarbeiter ihn anruft.<sup>110</sup>

Zur Unterstützung von Kundenproblemen wird eine Problemlösungs-Datenbank eingesetzt. Sie enthält eine Aktivitätenliste zur Diagnose, Bearbeitung und zum Abschluss von Vorgängen für unterschiedliche Anfragekategorien (z.B. Wartung, Instandhaltung etc.). Aus betriebswirtschaftlicher Sicht entwickelt sich die Betreuung der Kunden von einer reinen Kontaktaufnahme (Callcenter-Ansatz) zur Betreuung des Kunden über alle CRM-Prozesse (Interaction-Center-Ansatz). Das schließt z.B. Fragen über aktuelle Statusinformationen eines eingeleiteten Kundenauftrags ein (Order Tracking).<sup>111</sup>

## (2) Servicemanagement

Ein weiterer Bestandteil der Servicefunktionalität des oCRM ist das Management der Serviceverträge und -installationen. Die Serviceverträge werden nach den kundenindividuellen Bedürfnissen konzipiert. Diese Individualverträge werden im oCRM-System abgelegt. Beispielsweise wird eine Reaktionszeit definiert, in der der Techniker zur Behebung des Kundenproblems erscheinen muss. Zusätzlich kann sich dadurch eine unterschiedliche Preis- und Konditionsgestaltung ergeben. Sind technische Geräte beim Kunden installiert, werden sie im oCRM-System gespeichert. Sie stellen die Basisinformationen für den technischen Kundendienst dar.<sup>112</sup>

Um sich von der Konkurrenz zu unterscheiden, sind ganzheitliche Servicekonzepte notwendig.<sup>113</sup> Diese können bspw. den Kundendienst, technische Installationen, Beratungs- oder Trainingsmaßnahmen betreffen. Über das Kampagnenmanagement des Marketings werden die Serviceleistungen für bestimmte Kundengruppen definiert und

---

<sup>109</sup> Vgl. Wewers/Bolte (2005), S. 17 ff.; Schumacher/Mayer (2004), S. 173; Buck-Emden/Zencke (2004), S. 271 ff.

<sup>110</sup> Vgl. Henschen (2005), S. 37 ff.

<sup>111</sup> Vgl. Stengl/Sommer/Ematinger (2001), S. 241 ff.

<sup>112</sup> Vgl. Hippner/Wilde (2005), 485 f.

<sup>113</sup> Vgl. Preißner (2001), S. 384; Muther (2002), S. 44 ff.

geplant. Die Zielsetzung besteht darin, Serviceaufträge zu akquirieren und in der Serviceabwicklung zu überwachen.

### 2.4.3 Einsatz der analytischen Funktionen zur Erzielung von Optimierungspotenzialen

Durch die dargestellten Software-Funktionen des oCRM-Systems können die CRM-Prozesse effizient abgewickelt werden. Optimierungspotenziale wie bspw. die Erhöhung der Responsequote, die Steigerung der Akquisequote oder die Senkung der Wechselquote können am besten durch den Einsatz der analytischen Instrumente erreicht werden. Primär ist bei den Optimierungsansätzen das Data-Mining gefragt. Sekundär zur Unterstützung des gesamten analytischen Prozesses sind auch die anderen analytischen Instrumente erforderlich. Die Data-Mining-Ergebnisse fließen in die CRM-Planung ein. Interaktive Analysen werden in allen Phasen über OLAP durchgeführt. Über das Cockpit findet die Visualisierung statt.

Da der Ausgangspunkt der Optimierungsansätze immer die Data-Mining-Analysen sind, werden diese vordergründig diskutiert. Die analytischen Funktionen betreffen das Interessenten-, Kundenbindungs- und Rückgewinnungsmanagement (vgl. Abb. 2.9).

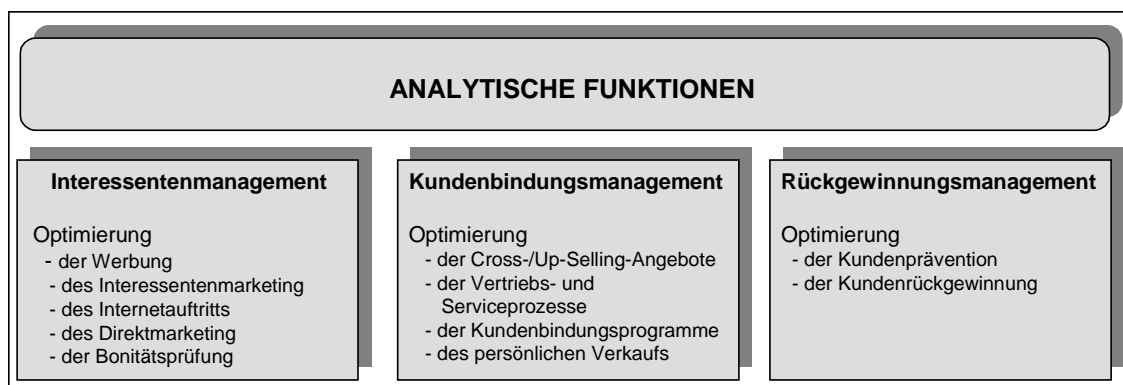


Abb. 2.9: Analytische Funktionen des aCRM im Interessenten-, Kundenbindungs- und Rückgewinnungsmanagement

Das Interessentenmanagement umfasst die Optimierung der Werbung, des Interessentenmarketings, des Internetauftritts, des Direktmarketings und der Bonitätsprüfung. Im Kundenbindungsmanagement sind die Optimierung der Cross-/Up-Selling-Angebote, der Vertriebs- und Serviceprozesse, der Kundenbindungsprogramme und des persönlichen Verkaufs zu finden. Das Rückgewinnungsmanagement beschäftigt sich mit der Optimierung der Kundenprävention und Kundenrückgewinnung.

### 2.4.3.1 Interessentenmanagement

#### (1) Optimierung der Werbung

Die Zielsetzung der klassischen Werbung besteht darin, die Bekanntheit eines Produktes zu erhöhen und insgesamt das Image des Unternehmens zu verbessern, um das Interesse eines potenziellen Kunden für das Unternehmen zu wecken. Im Gegensatz zum Massenmarketing ist die Werbung im analytischen CRM an den Kunden-/Zielgruppen zu orientieren.

Für konkrete Werbezwecke sind die Zielgruppen um weitere Daten über das Medienutzungsverhalten (z.B. Reichweiten, Kontaktmengen etc.) und über qualitative Werbewirkungen (z.B. Einstellungen über eine Marke oder ein bestimmtes Produkt) zu ergänzen.<sup>114</sup>

Mit Data-Mining sollte überprüft werden, ob die bisherige Zielkonzeption hinsichtlich des Werbeziels erfolgreich ist. Beispielsweise könnte nur eine Zielgruppe für die Werbemaßnahmen in Frage kommen.

Bei der Formulierung und Gestaltung der Werbebotschaft sind unter Berücksichtigung des Werbeträgers (TV, Radio, Zeitschrift etc.) die Ansprache und die Argumentation von Bedeutung. Das Bildungsniveau und der soziale Status der Kunden können erste Anhaltspunkte liefern.<sup>115</sup> Über Data-Mining sind Denk- und Wertemuster sowie Aktivierungswirkungen für die Zielgruppen zu bestimmen, wobei die Daten durch spezielle Befragungen erhoben werden.

Danach schließt sich die Auswahl der Werbeträger an. Hier ist zu ermitteln, wie die Verteilung der Medien innerhalb einer Zielgruppe ist. Auch lokale Werbeträger können eine Rolle spielen.<sup>116</sup> Bei der Entscheidung kann zusätzlich die Medianutzungssituation (wann und in welchem Zusammenhang werden diese Medien genutzt) eine Rolle spielen. Zielgröße sollte eine Kennzahl für eine ökonomische Werbewirkung sein, um Streuverluste zu minimieren.

#### (2) Optimierung des Interessentenmarketing

Die Zielsetzung des Interessentenmarketings besteht darin, potenzielle Kunden mit ihren Adressen zu generieren, die mit hoher Wahrscheinlichkeit Interesse an den angebotenen Produkt- und Dienstleistungen haben.<sup>117</sup> Das Data-Mining hat dabei die Aufgabe,

<sup>114</sup> Vgl. Busch/Seidenspinner/Unger (2007), S. 133 ff.; Wiedmann/Böcker/Krause (2001), S. 907.

<sup>115</sup> Vgl. Schoenrade (2007), S. 21; Munzer (2000), S. 319.

<sup>116</sup> Vgl. Munzer (2000), S. 320.

<sup>117</sup> Vgl. Haas (2004), 365 ff.

entscheidendes Wissen über die Personen, die hinter den Adressen stehen, hervor-zubringen.

In diesem Zusammenhang ist z.B. die Freundschaftswerbung ein wichtiges Marketing-instrument. Bestandskunden sollten durch Prämien oder sonstige Anreize motiviert werden, Freunde und Bekannte als neue Kunden für das Unternehmen zu gewinnen.<sup>118</sup> Nach der ersten Durchführung liegen für das Data-Mining Daten über den Werber und den Geworbenen vor. Zusätzlich ist interessant, welche Motivation (Geld, Sachleistung etc.) für den Werber vorlag und welche Produkte er weiterempfohlen hat.<sup>119</sup> Diese Informationen können Aufschlüsse für zukünftige Kundenempfehlungsprogramme geben.

Eine strukturierte Methode für die Interessentengewinnung kann über das Kampagnenmanagement des oCRM-Systems abgebildet werden (vgl. Kap. 2.4.2.1). Das Data-Mining hat dabei im ersten Schritt die Aufgabe, die Adressen bzw. Telefonnummern von potenziellen Kunden zu identifizieren. Bspw. könnten aus bereits durchgeführten Outbound-Aktionen des Callcenters Informationen über potenzielle Kunden vorliegen. Durch Verknüpfung von mikrogeografischen Daten könnten über Data-Mining sog. Zellen ermittelt werden, in denen potenzielle Kunden zu vermuten sind.

Aus den Adressen einer Zelle kann darüber hinaus über den Vornamen eine weitere Selektion vorgenommen werden, sofern das Alter für die Interessentengewinnung eine Bedeutung hat. Adressenvermieter bieten in diesem Zusammenhang Computerprogramme an, bei denen aus Vornamen unter Berücksichtigung modischer Vorlieben mit einiger Sicherheit das Alter abgeschätzt werden kann.<sup>120</sup>

Nach Abgleich mit den bestehenden Interessenten werden in einem weiteren Schritt die Adressen bzw. Telefonnummern automatisch dem Callcenter-Agenten für die Outbound-Aktionen zur Verfügung gestellt. Diese Aktionen können auch mehrstufig sein, indem zunächst über Postwurfaktionen auf das Unternehmen aufmerksam gemacht wird. Über Data-Mining sind diese Aktionsfolgen regelmäßig zu optimieren.

### (3) Optimierung des Internetauftritts

Für einen erfolgreichen elektronischen Handel spielt die Optimierung des Internetauftritts durch Data-Mining eine wesentliche Rolle. Weil im Internet schnell auf die Webseite der Konkurrenz gesprungen werden kann, muss der Internetauftritt des Unternehmens gleich bei dem ersten Besuch für die Interessenten überzeugend sein. Zielsetzung für

<sup>118</sup> Vgl. Löffler/Scherfke (2000), S. 68.

<sup>119</sup> Vgl. Nitsche (2001), S. 149.

<sup>120</sup> Vgl. Weingärtner (2001), S. 889 ff.

das Unternehmen muss sein, eine gute Konversionsrate (Verhältnis von Seitenbesuchern und tatsächlichen Käufern) zu erreichen.<sup>121</sup>

Der Vorteil bei den elektronischen Kommunikationskanälen liegt darin, dass die erfassten Daten direkt für Data-Mining nutzbar gemacht werden können. Für eine Navigationsoptimierung im Web werden unkomfortable Pfade erkannt und eliminiert.<sup>122</sup> Durch die Identifizierung von erfolgreichen bzw. erfolglosen Seitenkombinationen kann der Content des Internetauftritts optimiert werden. Ebenfalls ist eine Werbewirkungskontrolle möglich, indem erfolgreiche und erfolglose Sitzungen erkannt werden. *Mayer/Bensberg/Hukemann* ermittelten in einem Online-Shop durch Data-Mining z.B. eine unzureichende Schlagwortsuche. Diese war ein erheblicher Grund für die kurze Verweildauer der Online-Besucher.<sup>123</sup>

#### (4) Optimierung des Direktmarketings

Im Gegensatz zum Interessentenmarketing wird durch die Direktansprache das Ziel verfolgt, die kontaktierte Person als Kunden zu gewinnen. Über eine Kundenprofilanalyse kann mithilfe von Data-Mining über die bestehenden Kunden eine zielgerichtete und damit verbesserte Anmietung von Fremdadressen über Adressanbieter erfolgen.<sup>124</sup> Anhaltspunkte für positive Einstellungen gegenüber Direktmarketingmaßnahmen kann auch die sog. Postkäuferaffinität (Versandhandelsneigung) sein, die häufig Bestandteil mikrogeografischer Datenbanken ist.

Für die Durchführung einer Direktmarketingmaßnahme werden Responsemodelle mit Data-Mining gebildet. Zunächst findet eine Aussendung eines ersten Mailings statt. Auf Basis der Reagierer wird das Data-Mining-Modell verfeinert. Mit diesem Modell wird für weitere Fremdadressen die Wahrscheinlichkeit prognostiziert, ob die Person reagiert oder nicht. Zielsetzung ist, eine hohe Rücklaufquote zu erreichen. Zusätzlich können Erkenntnisse für die Botschaftsgestaltung gewonnen werden.<sup>125</sup>

#### (5) Optimierung der Bonitätsprüfung

Trotz Profitabilitätsrechnungen zur Optimierung der Kundenstruktur ist letztendlich die Liquidität des Kunden entscheidend, damit das Unternehmen einen hohen Cashflow erwirtschaftet. Deshalb sollte vor dem Kaufabschluss eine Bonitätsprüfung des Kunden vorgenommen werden. Insbesondere im Versandhandel gehen täglich tausende Bestel-

<sup>121</sup> Vgl. Teltzrow/Günther (2001), S. 20.

<sup>122</sup> Vgl. Weingärtner (2001), S. 889 ff.

<sup>123</sup> Vgl. Mayer/Bensberg/Hukemann (2001), S. 162.

<sup>124</sup> Vgl. Neckel/Knobloch (2005), S. 314 ff.; Kehl (2000), S. 322.

<sup>125</sup> Vgl. Gouthier (2004), S. 409 ff.; Nitsche (1998), S. 155 ff.

lungen von Neukunden ein. Die Bonitätsbewertung für die Neukunden ist relativ schwer, weil keine historischen Daten über diese Personen verfügbar sind. Dennoch ist es möglich, über Data-Mining aus den bereits gemachten Erfahrungen mit den Bestandskunden Profile zu gewinnen, die auf die Bonität der Neukunden schließen lassen.<sup>126</sup>

### 2.4.3.2 Kundenbindungsmanagement

#### (1) Optimierung der Cross-/Up-Selling-Angebote

Im Rahmen des Kundenbindungsmanagements sind Cross-/Up-Selling-Angebote durchzuführen. Über Data-Mining sind hierfür Verbundeffekte zwischen den Produkten zu identifizieren.<sup>127</sup> Beispielsweise ist bei Versicherungen festzustellen, dass die Kunden bei einer Gesellschaft nicht nur eine, sondern mehrere Policen abschließen (Kfz, Hausrat etc.).<sup>128</sup> Die häufigen Verbundverkäufe können dann im aCRM der entsprechenden Kundengruppe angeboten werden. Gleichmaßen sind Erkenntnisse über Verbundbeziehungen z.B. für die Layoutgestaltung eines Kataloges nutzbar. Die Produkte können dann nebeneinander platziert werden.

Zusätzlich können auch Kundenprofile ermittelt werden, die die Cross-/Up-Selling-Angebote wahrnehmen. Kunden, die das gleiche Profil haben, aber noch nicht über die zusätzlichen Produkte verfügen, werden daraufhin kontaktiert. Eine andere Möglichkeit besteht darin, für bestimmte Produkte und Kunden Kaufwahrscheinlichkeiten zu berechnen.<sup>129</sup> Außendienstmitarbeiter können dieses Wissen in ihrem Kundengespräch verwenden, um zusätzliche Kaufabschlüsse zu realisieren.

#### (2) Optimierung der Vertriebs- und Serviceprozesse

Im aCRM werden die CRM-Prozesse kundenorientiert gestaltet. Bspw. können über eine Kundenzufriedenheitsumfrage schlechte Bewertungen für die Lieferzeit zum Vorschein kommen. Über Data-Mining ist festzustellen, welche Gründe dafür vorliegen. Die gesamte Kundenauftragsabwicklung unter Einschluss des Logistikprozesses steht auf dem Prüfstand. Es stellt sich die Frage, welche Probleme in dem Prozess am häufigsten auftreten, die zu dieser Unzufriedenheit bei den Kunden führten. Diese Schwachstellen sind zu identifizieren und zu beheben.

<sup>126</sup> Vgl. Strüby (2001), S. 125 ff.

<sup>127</sup> Vgl. Neckel/Knobloch (2005), S. 337 ff.

<sup>128</sup> Vgl. Hippner/Wilde (2003b), S. 225.

<sup>129</sup> Vgl. Nitsche (1998), S. 165 f.

Im Bereich des Services können Serviceaktivitäten prognostiziert werden. Ein Autokonzern hat seine Schadensfälle dahingehend analysiert, ob diese von bestimmten Ausstattungskombinationen, von der Betriebsdauer etc. abhängen. Vorgelagerte Inspektionen können die Häufigkeit der Schadensfälle minimieren und gleichzeitig die Kundenloyalität erhöhen.<sup>130</sup>

Um sich von der Konkurrenz zu unterscheiden, besteht zusätzlich das Ziel im aCRM, eine Differenzierung über die Prozesse vorzunehmen. Über den After Sales Service und über das Internet ergeben sich die besten Möglichkeiten der Differenzierung. Zum Beispiel ist der Beschwerdeprozess in Abhängigkeit von den Kundenbedürfnissen und vom Kundenwert zu gestalten. Mithilfe von Data-Mining ist die Beschwerdeabwicklung regelmäßig zu optimieren.

### (3) Optimierung der Kundenbindungsprogramme

Für wertvolle Kunden sind Kundenbindungsprogramme aufzusetzen, um die Kundenloyalität gegenüber dem Unternehmen zu festigen und zu verbessern. Erfolgreiche Kundenbindungsinstrumente sind Kundenkarten und Bonusprogramme.<sup>131</sup> Für eine Zielgruppe sollte allerdings überprüft werden, ob alle Kunden dieses Kundenbindungsprogramm positiv annehmen werden. Einige Kunden sehen möglicherweise keinen erkennbaren Wert darin.

Im elektronischen Handel stellt der Einsatz eines Kundenbindungsprogramms einen erheblichen Erfolgsfaktor dar. So verlieren nach einer Studie die amerikanischen Online-Geschäfte derzeit alle sechs Wochen 60 % ihrer Kunden.<sup>132</sup> Über die Online-Personalisierung wird das Ziel verfolgt, das Webangebot auf die Bedürfnisse der Kundengruppen auszurichten. Durch Einsatz von Data-Mining können verschiedene Nutzertypen ermittelt werden. Indem durch Analyse der Clickstreams unterschiedliche Kauf- und Informationsverhalten beschrieben werden, können auf dieser Basis dynamische Webseiten gestaltet werden. Data-Mining liefert weitere Anhaltspunkte für das Webangebot, indem die Gründe für das unterschiedliche Bestellvolumen analysiert werden.<sup>133</sup>

### (4) Optimierung des persönlichen Verkaufs

Eine weitere Maßnahme im Bestandskundenmanagement ist der persönliche Verkauf. In diesem Fall hat der Verkäufer in der Filiale oder der Außendienstmitarbeiter direkten

<sup>130</sup> Vgl. Hippner/Wilde (2003a), S. 28.

<sup>131</sup> Vgl. Bohling/Bowman/LaValle/Mittal/Narayandas/Ramini/Varadarajan (2006), S. 189; Meffert (2000), S. 129.

<sup>132</sup> Vgl. Teltzrow/Günther (2001), S. 20.

<sup>133</sup> Vgl. Mayer/Bensberg/Hukemann (2001), S. 157 ff.

Kontakt zum Kunden. Über Schulungen sind den Verkäufern Kenntnisse über die Zielgruppen zu vermitteln. Insbesondere sind regionale Informationen im Hinblick auf die Verteilung in den Vertriebsgebieten von Bedeutung. Zusätzlich zur Vermittlung regionaler Besonderheiten sind für den persönlichen Verkauf verhaltensorientierte Aspekte der Kunden sehr wichtig. Durch Einbeziehen von aussagefähigen psychografischen Kriterien sind die Data-Mining-Analysen danach auszurichten.<sup>134</sup>

Diese Maßnahme ist gleichzeitig für das Interessentenmanagement relevant. Für die Personaleinsatzplanung kann untersucht werden, ob bestimmte Qualifikationen oder besuchte Schulungen des Mitarbeiters die Neukundengewinnung erklären können.<sup>135</sup>

### 2.4.3.3 Rückgewinnungsmanagement

#### (1) Optimierung der Kundenprävention

Die Zielsetzung der Kundenprävention besteht darin, wechselgefährdete Kunden bei dem Unternehmen zu halten.<sup>136</sup> Data-Mining hat die Aufgabe, Erkenntnisse zur Einleitung von Abwanderungspräventionen zu liefern.<sup>137</sup> Indizien für wechselgefährdete Kunden bestehen darin, dass sie inaktiv sind und lange keinen Kauf bei dem Unternehmen getätigt haben. Indem die durchschnittliche Wiederkauffrequenz über alle Kunden berechnet wird und einzelne Kunden weit darüber liegen, können inaktive Kunden lokalisiert werden. Mithilfe von Data-Mining sind das Kaufverhalten und die Gründe für einen möglichen Anbieterwechsel zu analysieren. Möglicherweise sind typische demografische und psychografische Merkmale für die Gruppe der gefährdeten Kunden aufzudecken.<sup>138</sup>

#### (2) Optimierung der Kundenrückgewinnung

Die Kundenrückgewinnung wird bei Kunden relevant, die die Geschäftsbeziehung bereits beendet haben.<sup>139</sup> Durch eine Studie wurde festgestellt, dass wiedergewonnene Kunden um einiges rentabler sind als Kunden, bei denen es vorher noch keine Probleme gab.<sup>140</sup> Indem sich das Unternehmen um diese Kunden bemüht, entstehen offenbar neue und höhere Loyalitäts- und Bindungseffekte. Gleichermaßen kommen Defizite im Leistungsangebot des Unternehmens zum Vorschein. Rückgewinnungsmaßnahmen

<sup>134</sup> Vgl. Munzer (2000), S. 314 f.

<sup>135</sup> Vgl. Lackes/Mack/Tillmans (1998), S. 252.

<sup>136</sup> Vgl. Srivastava/Wang/Lim/Hwang (2002), S. 20 f.; Stauss/Friege (2001), S. 452.

<sup>137</sup> Vgl. Schoenrade (2007), S. 33 ff.

<sup>138</sup> Vgl. Michalski (2004), S. 194 ff.; Schneider/Nelke/Poloni (2001), S. 137 ff.

<sup>139</sup> Vgl. Srivastava/Wang/Lim/Hwang (2002), S. 20 f.; Stauss/Friege (2001), S. 452.

<sup>140</sup> Vgl. Kehl (2001), S. 208.



sind mit hohen Investitionen verbunden. Aus diesem Grund liegt im aCRM die Konzentration der Bemühungen auf den profitablen Kundengruppen.

Data-Mining hat die Aufgabe, Erkenntnisse für die Rückgewinnung bereits verlorener Kunden zu liefern.<sup>141</sup> Verlorene Kunden sind nur zu erkennen, wenn sie mit dem Unternehmen eine Verbindung bspw. in Form einer Kundenkarte oder eines Vertrags eingegangen sind. Denn erst wenn der Kunde die Kundenkarte oder den Vertrag kündigt, kann der Kunde als verloren identifiziert werden. Mithilfe von Data-Mining sind das Kaufverhalten und die Gründe für den Anbieterwechsel zu analysieren.<sup>142</sup>

## 2.5 Business Intelligence im Rahmen des aCRM

Nach der Erstellung der aCRM-Architektur einschließlich der Beschreibung der oCRM-Software-Funktionen und der Erörterung der Optimierungspotenziale durch den Einsatz der analytischen Instrumente findet in diesem Abschnitt die Diskussion stärker aus IT-Sicht statt.

Während der Begriff der „analytischen Instrumente“ für die Erstellung der aCRM-Architektur verwendet wurde, werden diese im Rahmen des Business-Intelligence-Ansatzes als „BI-Instrumente“ bezeichnet. Dadurch soll eine klare Abgrenzung von der Architekturebene zur IT-Ebene vorgenommen werden.

Zu Beginn wird die Entwicklung zum Business-Intelligence-Konzept dargestellt, bevor die einzelnen BI-Instrumente Data Warehouse, Data-Mining, OLAP, Planung und das Cockpit für das aCRM im Detail diskutiert werden (vgl. Abb. 2.10). Die Vorstellung relevanter Data-Mining-Methoden für das aCRM rundet das Konzeptrahmenkapitel ab.

---

<sup>141</sup> Vgl. Schoenrade (2007), S. 33 ff.

<sup>142</sup> Vgl. Michalski (2004), S. 194 ff.; Schneider/Nelke/Poloni (2001), S. 137 ff.

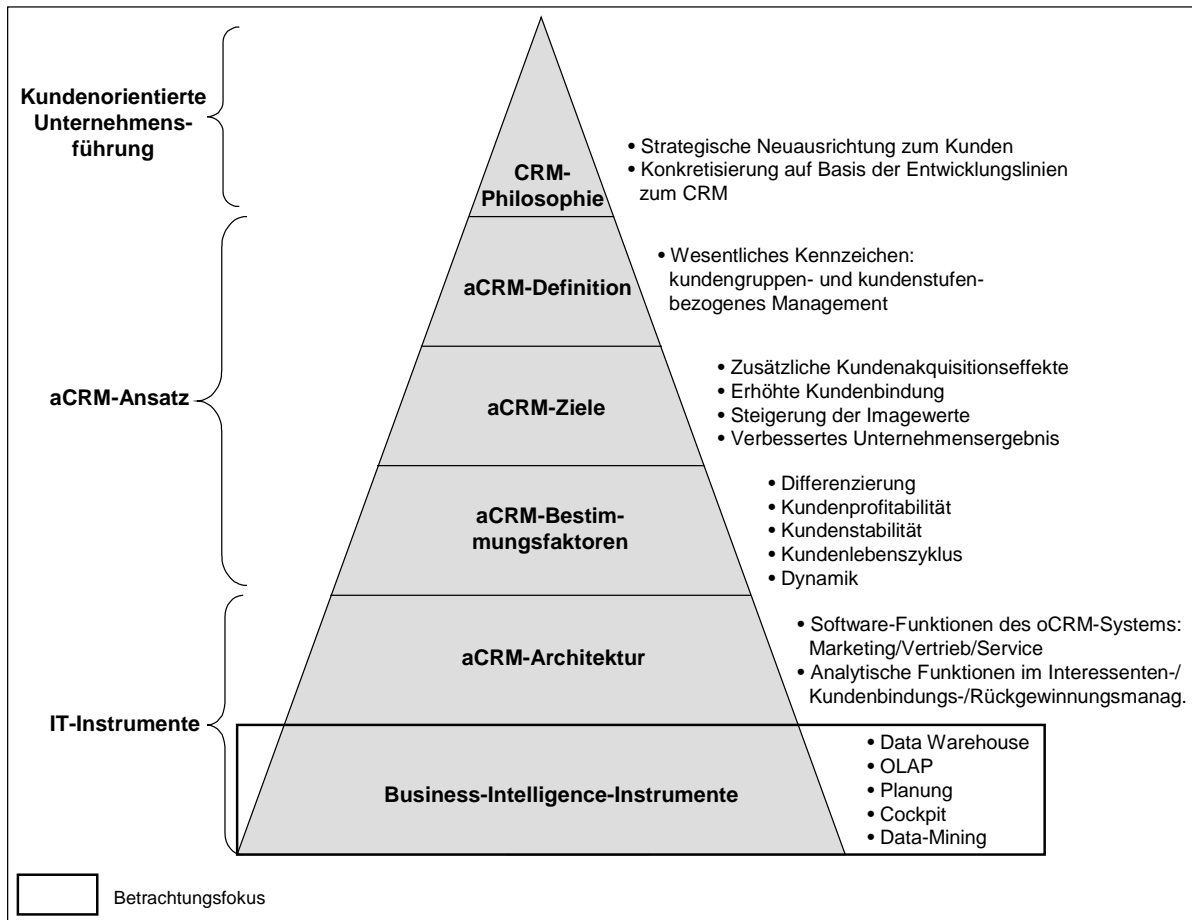


Abb. 2.10: Einsatz der Business-Intelligence-Instrumente für das aCRM im Rahmen des aCRM-Konzeptionsdreiecks

### 2.5.1 Historie

Bereits seit den 60er Jahren des letzten Jahrhunderts wurde versucht, den Fach- und Führungskräften eine IT-basierte Entscheidungsunterstützung zu liefern.<sup>143</sup> Zu Beginn standen sog. Management-Information-Systeme (MIS) in Vordergrund. Hierbei handelte es sich um frühe Lösungen für eine Automatisierung des bestehenden Standardberichts-wesens. Ergebnis waren umfangreiche Computerausdrucke, die im Batch-Lauf erzeugt wurden und auf die originären Datenstrukturen aufsetzten. Kritisch war, dass keine Vorver-dichtungen zur Entscheidungsunterstützung erzeugt wurden und kein spontaner dialogorien-tierter Zugriff möglich war.<sup>144</sup>

Aus diesem Grund sind in 1970er Jahren die sog. Decision-Support-Systeme (DSS) entstan-den, die das Ziel anstrebten, die Schwachpunkte der fehlenden Dialogorientierung und Interaktivität der MIS-Systeme zu vermeiden. Allerdings wurde technologisch auf die damals verbreiteten Tabellenkalkulationssysteme gesetzt. Diese Lösungen waren aber nicht in eine unternehmensweite IT-Landschaft integriert. Der Aufbau der Datenstrukturen und die Pflege

<sup>143</sup> Vgl. Gluchowski/Gabriel/Dittmar (2008), S. 55 ff.

<sup>144</sup> Vgl. Chamoni/Gluchowski (2006), S. 6.

der Daten wurden losgelöst von den existierenden Systemen im Unternehmen durchgeführt. Die DSS-Systeme wurden dabei abteilungsbezogen betrieben. Ergebnis war, dass sich die Analyseergebnisse zwischen den Abteilungen häufig widersprochen haben. Die Folge waren hohe Reibungsverluste zwischen den Abteilungen im Unternehmen. Tabellenkalkulationssysteme werden auch heute noch intensiv in den Unternehmen einschließlich der dargestellten Konsequenzen eingesetzt.<sup>145</sup>

In den 1980er Jahren wurden sog. Executive-Information-Systeme (EIS) angeboten. Es wurde erkannt, dass Listen und Tabellen keine entsprechende Entscheidungsunterstützung insbesondere für die Führungskräfte lieferten. Zu dieser Zeit wurden neuartige Präsentationsmöglichkeiten und Zugriffsmöglichkeiten auf die Informationen angeboten.<sup>146</sup> Z.B. konnten Drill-Downs durchgeführt werden, die auf Knopfdruck die disaggregierten Informationen anzeigten. Auch das sog. Exception-Reporting, das wesentliche Abweichungen im Bericht automatisch kennzeichnete, war neuartig.<sup>147</sup> Dennoch scheiterten auch die EIS-Systeme in den Unternehmen, weil sie im täglichen Gebrauch einfach noch zu starr und unflexibel waren. In der EIS-Datenbasis wurde auch nur ein Teil der Informationsbedürfnisse abgebildet. Die eigentliche Zielgruppe der Führungskräfte wurde nicht erreicht.

Insgesamt kann festgestellt werden, dass die traditionellen Systeme MIS, DSS und EIS zur Entscheidungsunterstützung in den Unternehmen nicht zum erhofften Erfolg führten.

### 2.5.2 Begriffsabgrenzung und Definition von Business Intelligence

Seit Ende der 1990er Jahre hat sich in der betrieblichen Praxis die neue Begrifflichkeit „Business Intelligence“ (BI) für die IT-basierte Entscheidungsunterstützung entwickelt. In den letzten Jahren setzt sich auch die Wissenschaft mit dem Business-Intelligence-Ansatz intensiver auseinander. Es sind ansteigende Zahlen von Publikationen zu dem Thema zu verzeichnen.<sup>148</sup> Zu Beginn hatte BI eine hohe Begriffsvielfalt hervorgebracht. Es wurde zunächst die Begriffsabgrenzung nach den verwendeten Systemen durchgeführt. Dabei wird zwischen einem *engen* BI-Verständnis, einem *analyseorientierten* BI-Verständnis und einem *weiten* BI-Verständnis unterschieden.<sup>149</sup>

#### (1) Enges BI-Verständnis

Bei dem *engen* BI-Verständnis werden Anwendungen verstanden, die multidimensional organisiertes Datenmaterial mit Techniken wie z.B. Slice und Dice ermöglichen (vgl.

<sup>145</sup> Vgl. Scholz (2006), S. 40 f.

<sup>146</sup> Vgl. Knöll/Schulz-Sacharow/Zimpel (2006), S. 41.

<sup>147</sup> Vgl. Hansen/Neumann (2005), S. 797.

<sup>148</sup> Vgl. Totok (2006), S. 51 ff.; Schulze/Dittmar (2006), S. 71 ff.; Günther (2004), S. 1 ff.

<sup>149</sup> Vgl. Gluchowski/Gabriel/Dittmar (2008), S. 89 ff.; Chamoni/Gluchowski (2004), S. 118.

Kap. 4.4.1.1). Bspw. ist als System das On-Line Analytical Processing (OLAP) zu nennen. Nach *Chamoni/Gluchowski* repräsentiert OLAP eine Software-Technologie, die qualifizierten Fach- und Führungskräften schnelle, interaktive und vielfältige Zugriffe auf relevante und konsistente Informationen ermöglichen soll.<sup>150</sup> Aber auch die klassischen Systeme MIS, ESS und EIS können dem engen BI-Verständnis zugeordnet werden.

## (2) Analyseorientiertes BI-Verständnis

Beim *analyseorientierten* BI-Verständnis werden zusätzlich zu den BI-Anwendungen des *engen* BI-Verständnisses sämtliche Anwendungen betrachtet, die modell- und methodenbasiert eine zielgerichtete Analyse von vorhandenem Datenmaterial ermöglichen. Dabei sind bspw. Data-Mining-, Planungs- und Cockpit-Systeme zu nennen.

## (3) Weites BI-Verständnis

In dem *weiten* BI-Verständnis ist auch zusätzlich die Datenbeschaffung und -speicherung integraler Bestandteil von BI. Damit sind moderne Data-Warehouse-Systeme gemeint.

BI muss insgesamt als integrierter Gesamtansatz verstanden werden. Wenn nur ein neuer Ordnungsrahmen für die genannten Einzelsysteme geschaffen wird, ist der Begriff des BI nicht vertretbar. Durch die Integration der Systeme müssen insgesamt neue Lösungen erzielbar sein, die sich von den bisherigen Einzelansätzen unterscheiden.<sup>151</sup>

Andere BI-Definitionen sehen nicht die Systemsicht, sondern dort stehen die Informations- und Wissensgenerierung in Vordergrund. Für *Schrödl* ist Business Intelligence die entscheidungsorientierte Sammlung, Aufbereitung und Darstellung geschäftsrelevanter Informationen.<sup>152</sup> *Seufert* definiert Business Intelligence als die Erzeugung von erfolgskritischem Wissen über Status, Potenziale und Perspektiven aus den Kunden-, Markt- und Unternehmensdaten, das für die Entscheidungsträger nutzbar gemacht wird.<sup>153</sup>

Nach den Begriffsabgrenzungen wird für Business Intelligence folgende Begriffsdefinition in dieser Arbeit zugrunde gelegt:

*Unter Business Intelligence werden integrierte IT-Systeme der Datenbereitstellung, Datenanalyse/-anwendungen und Datenpräsentation verstanden, die operative Daten entscheidungs- und empfängerorientiert aufbereiten.*

<sup>150</sup> Vgl. Chamoni/Gluchowski (2006), S. 14.

<sup>151</sup> Vgl. Kemper/Mehanna/Unger (2006), S. 5.

<sup>152</sup> Vgl. Schrödl (2006), S. 12.

<sup>153</sup> Vgl. Seufert (2007), S. 14.

Die einzelnen IT-Anwendungen werden als BI-Instrumente bezeichnet.

### 2.5.3 Einsatz der BI-Instrumente für das aCRM

Die BI-Instrumente für das aCRM lassen sich in die Datenbereitstellungs-, Anwendungs- und Präsentationsebene unterteilen (vgl. Abb. 2.11). Entscheidend ist, dass in der technischen Realisierung ein sehr gutes Zusammenspiel zwischen der Datenbereitstellungs-, Anwendungs- und Präsentationsebene vorliegt. Auf die wesentlichen Aspekte der Integration wird in Kap. 2.5.4 noch näher eingegangen.

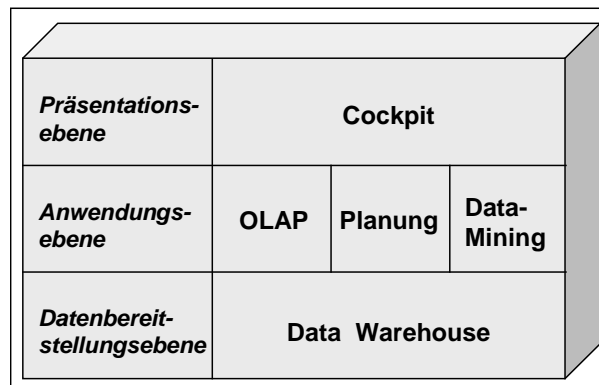


Abb. 2.11: Business-Intelligence-Ebenen mit den Instrumenten für das analytische CRM

#### (1) Datenbereitstellungsebene

Als grundlegende Basis für die Bereitstellung der CRM-Daten wird das Data Warehouse eingesetzt. Das Data Warehouse unterstützt die Integration der Datenbestände aus unterschiedlichen Quellen sowie deren flexible, interaktive Analyse.<sup>154</sup>

#### (2) Anwendungsebene

Auf der Anwendungs- und Analyseebene befinden sich die BI-Instrumente Data-Mining, OLAP und die Planung für das analytische CRM. Während Data-Mining maßgeblich bei der CRM-Strategieentwicklung unterstützt, kommen insbesondere OLAP und die Planung im Rahmen des CRM-Controllings zum Einsatz (vgl. Kap. 3).

Unter Data-Mining wird die Anwendung spezifischer Algorithmen verstanden, die eingesetzt werden, um Muster aus Daten zu extrahieren.<sup>155</sup>

OLAP-Systeme dienen in erster Linie der interaktiven Exploration der Datenbestände mit dem Ziel, die eigenen Geschäftsabläufe transparenter zu machen sowie Trends und

<sup>154</sup> Vgl. Goeken (2006), S. 16.

<sup>155</sup> Vgl. Fayyad/Piatetsky-Shapiro/Smyth (1996), S. 39.

Potenziale zu erkennen.<sup>156</sup>

Als weiteres BI-Instrument ist die Planung zu nennen. Durch die Planungsanwendung werden die Planungs- und Budgetierungsprozesse im Unternehmen unterstützt. Sie dienen zur Datenverteilung, zum Forecasting und zur Simulation.<sup>157</sup>

### (3) Präsentationsebene

Die richtige Präsentation der Analyseergebnisse ist ein zusätzlicher wesentlicher Bestandteil des aCRM-Ansatzes, weil ohne entsprechende Aufbereitung das analytische CRM nur in speziellen Analyseabteilungen (z.B. Vertriebssteuerung) eingesetzt wird.

Eine spezielle Präsentationsmöglichkeit bieten die sog. Cockpits bzw. Dashboards an.<sup>158</sup> Mit ihnen erhalten die Anwender eine einfache und übersichtliche Darstellung von aggregierten Informationen. Sie können auch leicht benutzerspezifisch aufgebaut werden. Die bekannteste Darstellung bei den Cockpits/Dashboards ist die grafische „Tachoanzeige“ für das Anzeigen von Kennzahlen.<sup>159</sup> Die Cockpits werden überwiegend auf Basis der Portaltechnologie entwickelt.

## 2.5.4 Integration der BI-Instrumente als Basis für ein dynamisches aCRM-System

Die Integration der BI-Instrumente Data Warehouse, Data-Mining, OLAP, Planung und das Cockpit ist eine wesentliche Voraussetzung für die Umsetzung des aCRM-Ansatzes. Im aCRM-Bestimmungsfaktor „Dynamik“ wurde festgelegt, dass ein aCRM-System entwickelt wird, das sowohl von den Entscheidungsträgern als auch von allen Vertriebsmitarbeitern für die Unterstützung der Aufgaben genutzt wird. Zudem passen sich Veränderungen dynamisch im aCRM-System an. Bspw. erhält der Vertriebsmitarbeiter automatisiert regelmäßig seine aktualisierten Kennzahlen für die Kundenakquisition, -bindung und -rückgewinnung. Dabei wird die Realisierung des aCRM-Ansatzes durch folgende Business-Intelligence-Entwicklungstrends unterstützt:

### (1) Business Intelligence for the Masses

Ziel ist es, die BI-Instrumente verstärkt einem größeren Anwenderkreis im Unternehmen zur Verfügung zu stellen und die Techniklastigkeit von BI zu verringern. Die BI-Ergebnisse sollen stärker in den Planungs-, Steuerungs- und Kontrollprozess des

---

<sup>156</sup> Vgl. Bauer (2003), S. 2.

<sup>157</sup> Vgl. Bange (2006), S. 105.

<sup>158</sup> Vgl. Echerson (2006), S. 25 ff.; Howson (2006), S. 35 f.; Dsyché (2005), S. 25.

<sup>159</sup> Vgl. Bange (2006), S. 98; Winkelmann (2005), S. 647 f.

Unternehmens einfließen.<sup>160</sup> *Gehra, Gentsch* und *Hess* führen dabei eine direkte Integration der BI-Analyse in die Geschäftsprozesse an. Bspw. können den Kunden über das Data-Mining-Verfahren „Assoziationsanalyse“ automatisiert erstellte Cross-Selling-Vorschläge unterbreitet werden.<sup>161</sup>

## (2) Direct Access Business Intelligence

In den letzten Jahren ist ein deutlicher Trend zu einer benutzerfreundlicheren, portalgestützten Oberfläche und einer verbesserten Visualisierung zu verzeichnen. Sowohl der Datenladeprozess als auch der gesamte Analyseprozess wird einfacher zu bedienen sein. *Blanchard, Guillet und Briand* entwickelten z.B. eine Methode, um eine große Menge von Assoziationsregeln der Assoziationsanalyse in einer dreidimensionalen Landschaft darzustellen.<sup>162</sup> Damit ist es möglich, dass auch Anwender aus Fachabteilungen die Analysen direkt durchführen können.

## (3) Embedded Business Intelligence

Hiermit wird der anfänglichen Kritik des Business-Intelligence-Ansatzes, die besagte, dass nur ein neuer Ordnungsrahmen geschaffen wurde, entgegengewirkt. Das eigentliche Ziel von BI besteht darin, dass eine enge Verzahnung zwischen den BI-Instrumenten besteht, um eine noch schnellere Analyseunterstützung zu erhalten. Hiermit ist das Einbetten von Data-Mining-Verfahren in andere Applikationen oder in Datenbanken gemeint (z.B. Oracle oder Microsoft SQL Server).<sup>163</sup> Z.B. geben Bankmitarbeiter Bilanzkennzahlen für die Kreditwürdigkeitsprüfung ein. Im Hintergrund wird der Kunde über Data-Mining als „kreditwürdig“ oder „nicht kreditwürdig“ klassifiziert. Die Entscheidungsgüte wird gegenüber einem durchschnittlichen Mitarbeiter verbessert.<sup>164</sup>

## (4) Real Time Intelligence

Ziel vom „Real Time Intelligence“ ist es, die BI-Informationen in Echtzeit für zeitnahe Entscheidungen zur Verfügung stellen.<sup>165</sup> Z.B. müssen die Informationen im Wertpapierhandel, bei dem sich die Indizes schnell ändern, sofort dem Endanwender zur Verfügung gestellt werden.<sup>166</sup> Die Unternehmen sollten allerdings für sich entscheiden, welche „Echtzeitfähigkeit“ für ihr Geschäft erforderlich ist. Unter „Echtzeit“ wird die

---

<sup>160</sup> Vgl. Grimes (2004), S. 14 f.

<sup>161</sup> Vgl. Gehra/Gentsch/Hess (2004), S. 238.

<sup>162</sup> Vgl. Blanchard/Guillet/Briand (2003), S. 112.

<sup>163</sup> Vgl. Hashmi (2004), S. 3.

<sup>164</sup> Vgl. Gehra (2005), S. 57.

<sup>165</sup> Vgl. Egger/Fiechter/Kramer/Sawicki/Straub/Weber (2006), S. 43; Silver (2005), S. 29 ff.; Winkelmann (2005), S. 647 f.

<sup>166</sup> Vgl. Kemper/Mehann/Unger (2006), S. 88.

Verfügbarkeit der Informationen in der Geschwindigkeit verstanden, in der sie benötigt werden. Damit können auch tägliche, wöchentliche oder monatliche Informationsbereitstellungen gemeint sein. In Abhängigkeit der Anforderung an die „Echtzeitfähigkeit“ ist die Höhe der Kosten für die erforderliche IT-Infrastruktur (Hardware, Prozessoren etc.) verbunden.<sup>167</sup>

## 2.6 Data Warehouse als BI-Instrument

Nachdem der Business-Intelligence-Ansatz allgemein erörtert wurde, wird das grundlegende Data-Warehouse-Konzept als Instrument für das aCRM vorgestellt. Zunächst werden die Entstehungsgründe und die klassischen Anforderungen an ein Data Warehouse beschrieben, um auf dieser Basis die verschiedenen Architekturkonzepte eines Data Warehouse zu diskutieren. Im weiteren Schritt wird der OLAP-Ansatz in die Data-Warehouse-Architektur integriert. Schließlich werden die Planungsanwendung und das Cockpit als weitere Entwicklungsschritte erörtert.

### 2.6.1 Entstehungsgründe und Anforderungen

Basistechnologie im aCRM ist der Data-Warehouse-Ansatz. Unter einem Data Warehouse wird ein unternehmensweites Konzept verstanden, dessen Ziel es ist, eine zentrale, einheitliche und konsistente Datenbasis für Anwendungen mit analytischen Fragestellungen aufzubauen.<sup>168</sup> Im aCRM betreffen die analytischen Fragestellungen die CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung (Kundenakquisition, -bindung und -rückgewinnung). Grundlage sind die CRM-Daten im Data Warehouse. Gegenüber einem operativen Datenbanksystem liegen folgende Gründe für den Data-Warehouse-Einsatz für das aCRM vor:<sup>169</sup>

- Operative Datenbanksysteme sind nicht für analytische Zwecke entwickelt worden, sondern für operative Geschäftsprozesse (z.B. ERP-Systeme, operative CRM-Systeme).
- In den operativen Datenbanksystemen werden keine aggregierten Daten gespeichert. Das führt zu Geschwindigkeitsproblemen bei Analysen. Die Analysen belasten zudem die operativen Systeme erheblich. Dadurch kann die Abwicklung der operativen Geschäftsprozesse gefährdet werden.
- Durch die mit der Zeit gewachsenen operativen Datenbestände ist eine heterogene IT-Landschaft in den Unternehmen entstanden (verschiedene Rechner, Betriebssysteme und Datenbanksysteme). Ein einheitlicher Zugriff auf die CRM-Daten ist nicht möglich.

---

<sup>167</sup> Vgl. Stodder (2005), S. 31.

<sup>168</sup> Vgl. Chamoni/Gluchowski (2006), S. 12.

<sup>169</sup> Vgl. Grothe/Gentsch (2000), S. 53; Wieken (1999), S. 13 ff.



- Die Qualität der operativen CRM-Daten ist oft unbefriedigend. Bereinigungsmaßnahmen finden beim Anwender überwiegend in Tabellenkalkulationssystemen (z.B. Microsoft Excel) auf unterschiedliche Weise statt.
- Data-Mining-Analysen erfordern historische Zeitreihenanalysen. Aufgrund von hohem Datenvolumen in den operativen Systemen werden die Daten allerdings in kurzen Zeitabschnitten archiviert. Für analytische Zwecke stehen sie danach nicht mehr zur Verfügung.

Hieraus leiten sich die klassischen Anforderungen an ein Data-Warehouse-System ab. Sie werden durch vier wesentliche Merkmale charakterisiert:<sup>170</sup>

#### (1) Themenorientierung

Während sich operative Systeme an Organisationseinheiten, Funktionen und Prozessen orientieren, um die Abwicklung von Routinetätigkeiten effizient zu unterstützen, zielt ein Data Warehouse auf die inhaltliche Ausrichtung von Informationen ab. Dabei sollen sich die Informationen auf die wesentlichen Entscheidungstatbestände im Unternehmen beziehen. Im aCRM sind z.B. primär alle Informationen über die Kunden und deren Kauf- und Kontaktpunkte zum Unternehmen relevant.

#### (2) Struktur- und Formatvereinheitlichung

Ein wesentliches Ziel eines Data Warehouse besteht darin, die Daten in ihrer Struktur und in ihrem Format über die unterschiedlichen IT-Systeme hinweg zu vereinheitlichen. Damit soll ein einheitlicher, konsistenter und unternehmensweiter Zugriff auf die Daten ermöglicht werden.<sup>171</sup> Mehrere parallele, operative Datenbanksysteme können keine Struktur- und Formatvereinheitlichung sicherstellen.

#### (3) Zeitraumbezug

Um Trends in den Daten zu erkennen, sind nicht zeitpunktgenaue Angaben notwendig, sondern Daten, die über einen längeren Zeitraum betrachtet werden können. Aus Reportingsicht sind zumeist keine Detaildaten, die in den operativen Systemen gespeichert werden, erforderlich. Für die Entscheidungsunterstützung reichen Daten auf höherer aggregierter Ebene aus. Außerdem werden die operativen Vorsysteme entlastet, die durch die Auswertungen und Analysen entstehen.

---

<sup>170</sup> Vgl. Goeken, S. 16 ff. (2005), S. 17 ff., Müller (2000), S. 88 f.

<sup>171</sup> Vgl. Schrödl (2006), S. 21.

#### (4) Geringe Volatilität

Gegenüber der permanenten Datenänderung in den operativen Datenbanksystemen wird eine geringere Volatilität (also kürzere Zeitabschnitte, in denen sich die Daten ändern) gefordert.

Insbesondere die geringe Volatilität gehört zur klassischen Anforderung an ein Data-Warehouse-System. In modernen Data-Warehouse- bzw. BI-Systemen wird eine Echtzeitfähigkeit verlangt. Auch das aCRM-Konzept baut auf diese Entwicklung auf, um schnell auf Kundenveränderungen reagieren zu können (vgl. Kap. 2.3.3: aCRM-Bestimmungsfaktor „Dynamik“).

### 2.6.2 Klassische Architekturansätze

Aus den grundlegenden Anforderungen an ein Data Warehouse sind verschiedene Architekturansätze entwickelt worden. Dabei lassen sich drei klassische Ansätze unterscheiden:<sup>172</sup>

#### (1) Virtuelles Data Warehouse (einstufige Architektur)

Ein virtuelles Data Warehouse hat keine eigene Datenhaltung. Das Endanwenderwerkzeug (Reporting-Tool) greift direkt auf Datenbestände des operativen Systems oder auf externe Daten zu (vgl. Abb. 2.12). Auf eine überschaubare Anzahl von Tabellen hat der Endanwender Zugriff.

Der Vorteil liegt darin, dass die IT-Abteilung von der Programmierung der Reports befreit wird. Die Realisierung ist schnell und kostengünstig, weil keine neue Struktur in Form einer neuen Datenbank geschaffen werden muss. Auch die Endanwender haben im Gegensatz zu ERP-integrierten Reportingwerkzeugen verbesserte Reportingmöglichkeiten, weil die Frontend-Tools leistungsfähiger und flexibler sind.

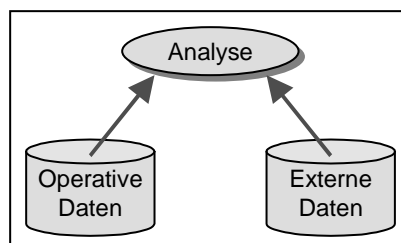


Abb. 2.12: Einstufige Data-Warehouse-Architektur

Diesen Vorteilen steht aber eine Reihe von Nachteilen gegenüber. Ein virtuelles Data Warehouse kann eher als Ersatz für ein operatives Reporting gesehen werden. Die im

<sup>172</sup> Vgl. Kemper/Mehanna/Unger (2006), S. 19 f.; Schinzer/Wehner (1997), S. 18.

vorigen Abschnitt angesprochenen Zielsetzungen sind überwiegend nicht erreicht worden. Eine einheitliche und konsolidierte Datenbereitstellung ist nicht vorgenommen worden. Die historische Datenspeicherung und eine Qualitätskontrolle werden nicht durchgeführt.

## (2) Zentrales Data Warehouse (zweistufige Architektur)

Bei diesem Ansatz wird zusätzlich zu operativen Datenbanken eine physische Datenbasis geschaffen. Zielsetzung ist, eine eigene Datenbank für analytische Zwecke aufzubauen. Generell lassen sich zwei Vorgehensweisen unterscheiden.

Bei der ersten Vorgehensweise wird die Datenbank unter dem Aspekt einer unternehmensweiten Sicht entwickelt (vgl. Abb. 2.13).

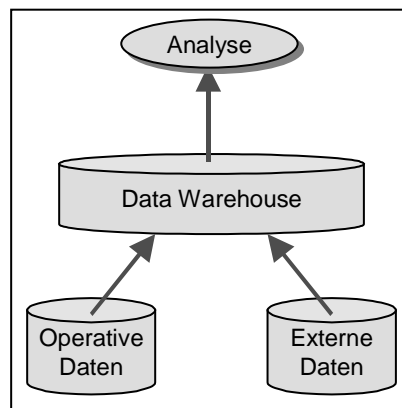


Abb. 2.13: Zweistufige Data-Warehouse-Architektur

Diese Sicht wird in einem für das gesamte Unternehmen relevanten Unternehmensdatenmodell abgebildet. Aus zahlreichen Projekten ist jedoch bekannt, dass ein Unternehmensdatenmodell aufgrund der hohen Komplexität nicht das gewünschte Ergebnis erzielt.<sup>173</sup> Die Erstellung ist sehr langwierig, weil die verschiedenen Anforderungen der Anwendergruppen in einem Modell integriert und abgebildet werden. Das Ergebnis kann nur ein Kompromiss sein, mit dem für die verschiedenen Anwendergruppen keine zufriedenstellenden Ergebnisse erzielt werden. Die Konsequenz liegt darin, dass die neue Datenbasis wahrscheinlich keine Akzeptanz bei den Endanwendern erzielen wird.

Aus dieser Erkenntnis wurde als zweite Vorgehensweise das Konzept der Data Marts entwickelt (vgl. Abb. 2.14).

Ein Data Mart ist eine spezialisierte analytische Datenbank für eine Abteilung, eine Arbeitsgruppe, eine Einzelperson oder für Daten einer umfangreichen Applikation.<sup>174</sup>

<sup>173</sup> Vgl. Wieken (1999), S. 152 f.

<sup>174</sup> Vgl. Lusti (1999), S. 130.

Dabei orientiert sich ein Data Mart speziell an den Analysewünschen der Anwender. Im Gegensatz zum Unternehmensdatenmodell ist die Entwicklung mit geringeren Risiken verbunden, weil es sich bei der Entwicklung des Data Marts um ein spezifisch ausgerichtetes kleines Datenmodell handelt. Ein Data Mart kann in der Weise aufgebaut werden, dass die Antwortzeit und die Abfragefreundlichkeit optimiert wird.

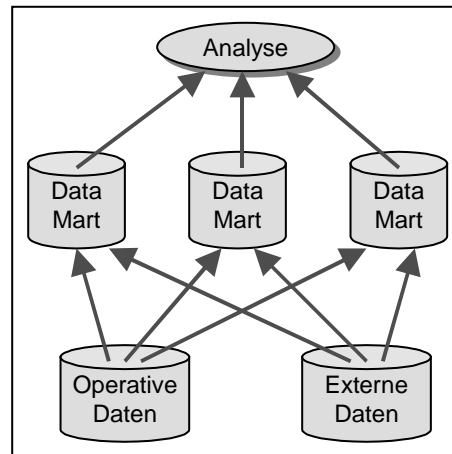


Abb. 2.14: Zweistufige Data-Mart-Architektur

Der zentrale Nachteil dieses Konzeptes liegt in den Effizienzdefiziten bei der Versorgung der Data Marts.<sup>175</sup> Qualitätssicherungs-, Konsolidierungs- und Historisierungsmaßnahmen werden für jeden Data Mart neu realisiert. Neben redundanten Arbeiten können hinsichtlich der Datenqualität widersprüchliche Ergebnisse entstehen. Im Ladeprozess der Daten können Kennzahlen gebildet werden, die aus Sicht der Abteilungen die gleiche Bedeutung haben, aber im Ladeprozess unterschiedlich berechnet werden (z.B. Kundendeckungsbeiträge).

### (3) „Hub and Spoke“-Architektur (dreistufige Architektur)

Bei der „Hub and Spoke“-Architektur wird eine zusätzliche Datenbanksicht integriert (vgl. Abb. 2.15). Sie stellt eine Basis-Datenbank für die Data Marts dar. Die Datenbasis wird als Hub bezeichnet. Sie stellt die „Radnarbe“ für die Speichen (Spokes) dar, die den einzelnen Data Marts entsprechen.<sup>176</sup>

Die Aufgabe der Basis-Datenbank besteht darin, die einzelnen Data Marts zu versorgen. In der Basis-Datenbank sollen sukzessive die Datenbestände des Unternehmens einschließlich der Historie abgebildet werden. Im Gegensatz zum zentralen Data-Warehouse-Ansatz (zweistufige Architektur) wird zunächst nicht ein unternehmensweites Datenmodell angestrebt. Die Basis-Datenbank wird in Abhängigkeit der Anfor-

<sup>175</sup> Vgl. Wieken (1999), S. 26.

<sup>176</sup> Vgl. Mehrwald (2005), S. 21 f.

derungen aus den Data Marts aufgebaut. Die Data Marts haben dabei ausschließlich eine anwendungsorientierte Sicht. Die Vorteile dieses Konzeptes liegen darin, dass die in Kapitel 2.6.1 diskutierten Anforderungen an ein Data Warehouse erfüllt werden. Der Aufwand für den gesamten Ladeprozess durch Schaffung einer zusätzlichen Datenbanksicht ist allerdings in Kauf zu nehmen.

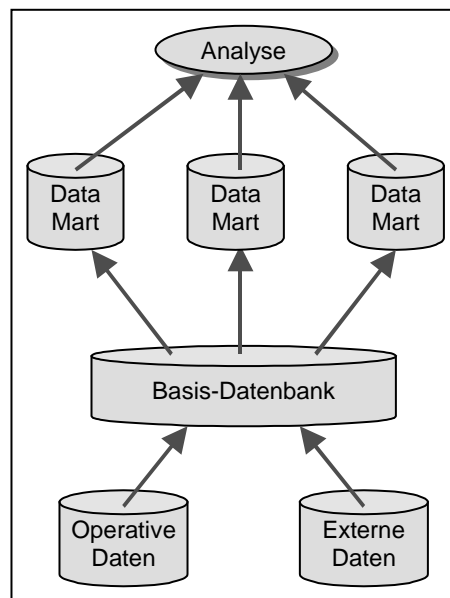


Abb. 2.15: Dreistufige „Hub and Spoke“-Architektur

Insgesamt kann festgestellt werden, dass sich die „Hub and Spoke“-Architektur beim Aufbau eines Data Warehouse durchgesetzt hat. Dieser Architekturansatz wird in der weiteren Arbeit verwendet. In Kapitel 4 wird dieser Architekturansatz unter Berücksichtigung der Business-Intelligence-Entwicklungen konkretisiert.

### 2.6.3 Integration des OLAP-Ansatzes

In einem weiteren Schritt wird das On-Line Analytical Processing (OLAP) als weiteres BI-Instrument in die Data-Warehouse-Architektur integriert. Die OLAP-Software stellt für das CRM-Controlling ein Instrument dar, das es ermöglicht, die Daten eines oder mehrerer Data Marts zuzugreifen. *Lusti* definiert OLAP als eine Abfragemethode, die Endbenutzern einen mehrdimensionalen schnellen Zugriff und eine benutzerfreundliche interaktive Analyse von Data Marts ermöglicht.<sup>177</sup>

Zur weiteren Spezifikation wurden durch *E.F. Codd*, den Begründer der relationalen Datenbanktheorie, zwölf Regeln definiert, die diesen Technologieeinsatz genau festlegen sollen.<sup>178</sup>

<sup>177</sup> Vgl. *Lusti* (1999), S. 407.

<sup>178</sup> Vgl. *Knöll/Schulz-Sacharow/Zimpel* (2006), S. 58 f.

Zusammenfassend sind aus diesen die sog. *FASMI*-Anforderungen entstanden, an denen sich OLAP-Anwendungen messen lassen müssen.<sup>179</sup>

(1) **Fast:**

Schnelle Zugriffszeiten und kein Programmieraufwand liegen bei OLAP vor. Die Antwortzeiten sollen bei komplexen Anfragen auch unter 20 Sekunden liegen.

(2) **Analysis:**

Die Analysetechniken (z.B. Zeitreihenvergleiche, Wahrungstransformationen) sind einfach. OLAP kann im Zusammenspiel mit den ublichen Reportingtools (z.B. Tabellenkalkulation) eingesetzt werden.

(3) **Shared:**

Es liegt eine abgestimmte Begriffsdefinition und eine einheitliche, transparente Datenbasis vor. Der Zugriff auf die Daten ist mehreren Benutzern gleichzeitig ohne gegenseitige Beeintrachtung moglich.

(4) **Multidimensional:**

Die Daten sind nach verschiedenen Merkmalskombinationen flexibel analysierbar.

(5) **Information:**

Die Informationen sind empfanger- und analyseorientiert gestaltet. Gleichzeitig sind die Informationen flexibel und eigenstandig weiterzuentwickeln.

Diese Regeln stellen einen Forderungskatalog dar, der eher die analytischen Aufgaben auf der Front-End-Seite und somit die Zugriffsmoglichkeiten auf die Daten in den Vordergrund ruckt. Der OLAP-Ansatz ist nicht als konkurrierendes Konzept zum Data-Warehouse-Ansatz zu sehen, weil sich das Data-Warehouse-Konzept auf der Back-End-Seite befindet und die Verwaltung umfangreicher Datenbestande sicherstellt.<sup>180</sup> Effizienzuberlegungen hinsichtlich der Analyse sind nur in Kombination mit einem sinnvollen Datenspeicherungskonzept tragfahig.<sup>181</sup> Ein Data Warehouse kann bereits Anforderungen von OLAP, wie z.B. eine abgestimmte Begriffsdefinition und eine einheitliche Sicht auf die Daten, ermoglichen. Weil die Data-Warehouse-Hersteller das OLAP-Konzept in die Data-Warehouse-Technologie integriert haben, wird OLAP als Bestandteil des Data-Warehouse-Ansatzes gesehen.

---

<sup>179</sup> Vgl. Grothe/Gentsch (2000), S. 59.

<sup>180</sup> Vgl. Muller (1998), S. 80.

<sup>181</sup> Vgl. Chamoni/Gluchowski (2000), S. 335.

### 2.6.4 Integration der Planung

Als weitere Entwicklungsstufe wurde die Planung ins Data Warehouse übernommen, damit konsistente Plan-Ist-Vergleiche durchgeführt werden können. Insbesondere für ein integriertes CRM-Controlling ist die Planungsanwendung innerhalb des Data Warehouse relevant. Der klassische Data-Warehouse-Ansatz wurde dagegen als Datenbank für Nur-Lese-Zugriffe verstanden.<sup>182</sup> Traditionell wurden die Planungsaktivitäten in den operativen Vorsystemen oder in nicht integrierten Planungs-Tools durchgeführt. Nach einer weitweiten Studie von *Vendetta Research* werden heute noch Tabellenkalkulationstools bei 64 % der Unternehmen zur Planung eingesetzt.<sup>183</sup> Der Grund liegt an der Komplexität des Planungsprozesses.<sup>184</sup>

Planungsaktivitäten können im Business-Intelligence-Umfeld nun direkt auf Basis der Data Marts vorgenommen werden.<sup>185</sup> Absatzdaten werden bspw. für verschiedene Kundengruppen, Kampagnen, Kommunikationskanäle und Perioden geplant. Die Istdaten werden durch die gleiche Data-Mart-Struktur konsistent gegenübergestellt. Allerdings war der Integrationsgrad innerhalb der Data-Warehouse-Technologie noch zu Beginn relativ gering. Dieser hat sich in den letzten Jahren erhöht. Deshalb kann auch heute von einer BI-gestützten Planung gesprochen werden. Die BI-Planung ist vollständig mit den Business-Intelligence-Instrumenten integriert. Insbesondere ist die vollständige Integration von Planung und Analyse zu nennen. Folgende Merkmale weist eine BI-integrierte Planung auf:<sup>186</sup>

- Einheitliche und konsistente webbasierte Benutzeroberfläche für Planung und Analyse
- Angleichung und Wiederverwendbarkeit von Prozess- und Modellierungslogik für Planung und Analyse (z.B. Verwendung von Hierarchien, Variablen, berechneten Kennzahlen etc.)
- Gemeinsame Designtools für Planung und Analyse
- Nutzung einer einheitlichen und konsistenten Datenbasis
- Flexible Planungsmodellierung durch Nutzung von Aggregationsebenen, Versionierungskonzept, Hierarchien etc.

### 2.6.5 Integration des Cockpits

Gemäß den Business-Intelligence-Trends aus Kap. 2.5.4 wird die Präsentationsebene in die Data-Warehouse-Architektur verstärkt verankert. Als Präsentationsinstrument wird für den

---

<sup>182</sup> Vgl. Sinzig (2000), S. 152.

<sup>183</sup> Vgl. Ventana Research (2003).

<sup>184</sup> Vgl. Oehler (2006), S. 352.

<sup>185</sup> Vgl. Oehler (2000), S. 283.

<sup>186</sup> Vgl. Egger/Fiechter/Kramer/Sawicki/Straub/Weber (2006), S. 57 f.

aCRM-Ansatz das Cockpit verwendet, um eine zentrale Kundensteuerung vorzunehmen. Zudem ist es für eine einheitliche Kundensicht erforderlich, dass sowohl analytische Informationen aus dem modernen Data Warehouse als auch operative CRM-Daten aus den CRM-Prozessen integriert werden. In der heutigen Zeit werden hierfür aus technologischer Sicht webbasierte Portale eingesetzt. Dabei haben die Portale folgende typischen Funktionen:<sup>187</sup>

- *Benutzerorientierte Integration*  
Die Mitarbeiter greifen zentral in einfacher Weise auf die Informationen von unterschiedlichen Quellen zu.
- *Präsentation*  
In Portale können die anwendungsspezifischen Funktionen und Analysen benutzerorientiert aufbereitet werden.
- *Personalisierung*  
Unter Personalisierung versteht man, dass die Anwender nur die Funktionen und Informationen erhalten, die sie wirklich benötigen. In Abhängigkeit vom Anwender kann sich die Portaloberfläche unterschiedlich präsentieren (z.B. Anzeige der Kundendatensätze, die dem Vertriebsmitarbeiter zugeordnet sind).
- *Suchdienste, strukturierte Linksammlungen und Navigationshilfen*  
Die heutigen Portale sind mit Suchdiensten, strukturierten Linksammlungen und Navigationshilfen ausgestattet, um die Anwender noch besser bei der Informationssuche zu unterstützen.
- *Push-Dienste*  
Über Push-Dienste können sich die Anwender aktiv über Veränderungen im Portal informieren. Das kann über ein Fenster beim Einloggen in das Portal, über E-Mails oder über Laufbänder erfolgen.
- *Single Sign-On*  
Die Anwender müssen sich nur einmalig mit Passwort im Portal anmelden und haben dann automatischen Zugriff auf die genutzten Anwendungen (z.B. BI-Instrumente, operatives CRM-System).

## 2.7 Data-Mining als BI-Instrument

Als weiteres BI-Instrument wird das Data-Mining erörtert. Nachdem die Data-Mining-Verfahren erfolgreich in isolierten Anwendungen eingesetzt wurden, werden diese in den

---

<sup>187</sup> Vgl. Gehra (2005), S. 148 f.; Stelzer (2004), S. 24 f.



letzten Jahren verstärkt in dem Business-Intelligence-Ansatz integriert.<sup>188</sup> Um der CRM-Philosophie hinsichtlich der Analyse von kundenindividuellen Daten gerecht zu werden (vgl. Kap. 2.2.2), wird Data-Mining in der vorliegenden Arbeit gesondert – aber unter Berücksichtigung der Integration zum Data Warehouse – betrachtet. In Kap. 5 wird Data-Mining aus Anwendungssicht diskutiert. Im Folgenden wird eine Begriffsbestimmung vorgenommen. Zudem werden die Aufgabentypen des Data-Minings und relevante Data-Mining-Methoden vorgestellt. Es werden die jeweiligen Funktionsweisen mit den Vor- und Nachteilen des Multi-Layer-Perzeptrons, der Entscheidungsbäume, des Radialen Basisfunktionsnetzes, des K-Means-Verfahrens, des Kohonen-Netzes sowie des Assoziations- und Sequenzverfahrens erläutert.

### 2.7.1 Begriff

Während das Data Warehouse eine integrierte Sicht auf die Datenbestände des Unternehmens ermöglicht, stehen hinter dem Begriff Data-Mining computergestützte Verfahren und Methoden für Analysen. Durch die Entwicklung der Informationstechnologie und insbesondere durch den Data-Warehouse-Ansatz können umfangreiche Datenbestände in den Unternehmen gespeichert werden, die mit herkömmlichen Methoden nicht effizient analysiert werden können.<sup>189</sup>

Für diese Problematik setzt man Data-Mining-Methoden ein, um große Datenbestände in angemessener Zeit mit dem Ziel zu analysieren, interessante Datenmuster automatisch zu extrahieren. Data-Mining nimmt vom Begriff her Bezug auf den Bergbau, wo mit sehr hohem technologischen Einsatz versucht wird, wertvolle Metalle aus den Gesteinsmengen zu fördern. Nach *Lackes/Mack/Tillmans* versteht man unter Data-Mining die möglichst autonome und effiziente Identifizierung und Beschreibung von interessanten Datenmustern aus vorliegenden Datenbeständen.<sup>190</sup> Dabei steht der Lernprozess im Vordergrund. Aus dieser Grundphilosophie wurden die Data-Mining-Methoden für die Unterstützung der analytischen Fragestellungen des aCRM abgeleitet. Die Data-Mining-Verfahren stammen aus dem Bereich der Statistik, der künstlichen Intelligenz und des maschinellen Lernens.<sup>191</sup>

### 2.7.2 Aufgabentypen

Weil zur Lösung einer aCRM-Problemstellung (z.B. Erstellung von Kundenprofilen) mehrere Data-Mining-Methoden eingesetzt werden können, ist die Unterscheidung nach Data-Mining-

---

<sup>188</sup> Vgl. Gehra/Gentsch/Hess (2004), S. 238.

<sup>189</sup> Vgl. Düsing (1998), S. 292.

<sup>190</sup> Vgl. Lackes/Mack/Tillmans (1998), S. 251.

<sup>191</sup> Vgl. Hippner/Rentzmann/Wilde (2004), S. 19.

Aufgabentypen sinnvoll.<sup>192</sup> Es lassen sich grundsätzlich Potenzial- und Beschreibungsaufgaben unterscheiden. Während sich bei den Potenzialaufgaben aus den bekannten Merkmalen eines Informationsobjekts (z.B. Kunde) künftige oder unbekannte Merkmalswerte herleiten lassen, wird bei den Beschreibungsaufgaben die Aufdeckung von handlungsrelevanten Datenzusammenhängen angestrebt. Beide Aufgabenbereiche werden wiederum in folgende Kategorien unterteilt (vgl. Abb. 2.16):<sup>193</sup>

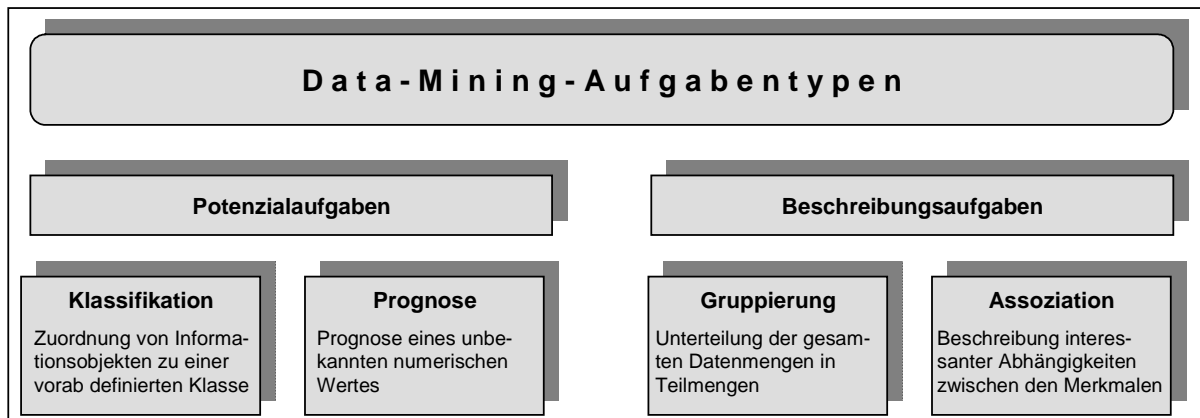


Abb. 2.16: Data-Mining-Aufgabentypen

### (1) Klassifikation

Bei der Klassifikation findet eine Zuordnung von Informationsobjekten zu einer vorab definierten Klasse statt. Diese Zuordnung kann durch Merkmale bzw. ihren Ausprägungen erfolgen, die die Klassen signifikant beschreiben. Die Zielsetzung bei der Klassifikation besteht darin, ein Data-Mining-Modell zu entwickeln, um eine gute Voraussage für neue Informationsobjekte zu treffen.<sup>194</sup> Die Klasse kann entweder in der Datenbasis vorliegen (z.B. relevante Unterscheidungsmerkmale zwischen zufriedenen und unzufriedenen Kunden aus einer Kundenumfrage) oder über die Gruppierung des Data-Minings ermittelt werden (vgl. 3. Aufgabentyp).

### (2) Prognose

Die Prognose bestimmt die unbekanntes numerischen Werte eines Merkmals auf Basis anderer Merkmale mit bekannten Ausprägungen. Beispielhaft können für eine Absatzprognose nicht nur die vergangenen Absatzwerte, sondern auch andere Einflüsse, wie z.B. Feiertage, in die Analyse einbezogen werden.

Die Prognose ist sehr ähnlich zur Klassifikation. Der Unterschied liegt darin, dass bei der Prognose numerische Werte vorhergesagt werden, während bei einer Klassifikation die

<sup>192</sup> Vgl. Martin (1998), S. 326 f.

<sup>193</sup> Vgl. Berendt/Hotho/Mladenec/Someren/Spiliopoulou/Stumme (2004), S. 3 ff.

<sup>194</sup> Vgl. Hippner/Rentzmann/Wilde (2004), S. 19.

Zielvariable kategorischer Natur (z.B. männlich/weiblich beim Geschlecht) ist. Durch Diskretisierung der Zielvariablen der Prognose in Klassen kann die Prognoseaufgabe in eine Klassifikationsaufgabe umgewandelt werden.<sup>195</sup>

### (3) Gruppierung

Bei der Gruppenbildung wird die gesamte Datenmenge in mehrere Teilmengen bzw. Gruppen unterteilt. Die Zielsetzung besteht darin, ähnliche Gruppen zu finden, die durch ihre Merkmalsausprägungen als interessant einzustufen sind.<sup>196</sup> Beispielsweise wird der Frage nachgegangen, welche signifikanten Merkmale eine Zielgruppe in Bezug auf eine Werbeträgergruppe (TV, Radio etc.) hat.

### (4) Assoziation

Zielsetzung der Assoziation ist es, interessante Abhängigkeiten zwischen den Merkmalen von Informationsobjekten zu beschreiben. Als klassisches Beispiel kann die Warenkorbanalyse genannt werden. Hierbei wird der Frage nachgegangen, welche Produkte auffällig häufig gemeinsam gekauft werden. Dadurch können z.B. Rückschlüsse auf die Layoutplanung in den Filialen gezogen werden. Wird die Zeit als Attribut in die Assoziation einbezogen, steht die Beschreibung von sequentiellen Mustern im Vordergrund. Man erkennt Abhängigkeiten zwischen den verschiedenen Kaufvorgängen.<sup>197</sup>

## 2.7.3 Zuordnung der Data-Mining-Methoden zum Aufgabentyp

Zu jedem Aufgabentyp gibt es mehrere Data-Mining-Methoden (vgl. Abb. 2.17). Die Data-Mining-Methode ist dabei nicht immer eindeutig einem Aufgabentyp zugeordnet. Das Multi-Layer Perzeptron, das ein künstliches neuronales Netz ist, kann sowohl für eine Klassifikations- als auch für eine Prognoseaufgabe eingesetzt werden. Gleichmaßen kann die Prognoseentscheidung auf ein Radiales Basisfunktionsnetz fallen. Bei der Gruppierung kann ein K-Means-Verfahren oder ein Kohonen-Netz eingesetzt werden. Schließlich muss bei dem Aufgabentyp Assoziation eine Auswahl zwischen dem Assoziations- und Sequenzverfahren erfolgen.

<sup>195</sup> Vgl. Nakhaezadeh/Reinartz/Wirth (1997), S. 13.

<sup>196</sup> Vgl. Wiedmann/Buckler/Buxel (2001), S. 28.

<sup>197</sup> Vgl. Hettich/Hippner (2001), S. 427 f.

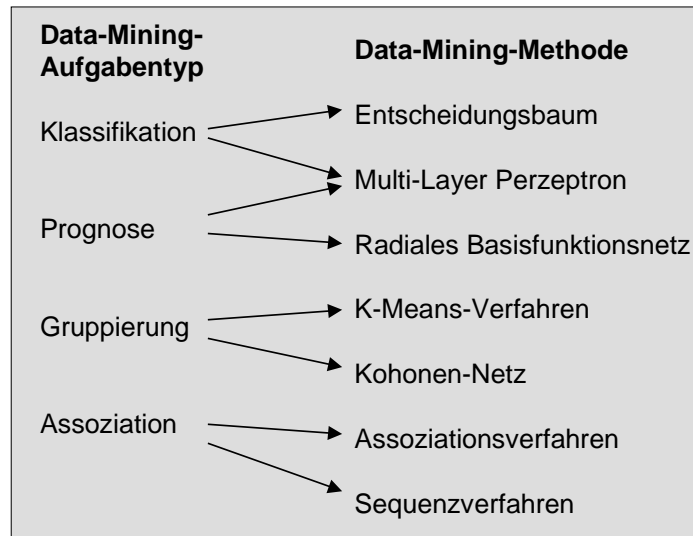


Abb. 2.17: Zuordnung der Data-Mining-Methode zum Data-Mining-Aufgabentyp

Diese Data-Mining-Methoden stellen nur einen Teil der in der Literatur diskutierten Data-Mining-Verfahren dar, die in diesem Kapitel erörtert werden. Sie sind aber die häufigst genannten Methoden, die überwiegend in den Data-Mining-Tools implementiert sind (z.B. SAS Enterprise Miner, IBM Intelligent Miner)<sup>198</sup>.

## 2.7.4 Klassifikation

Zur Lösung von Klassifikationsaufgaben werden im Folgenden das Multi-Layer Perzeptron und Entscheidungsbäume erörtert.

### 2.7.4.1 Multi-Layer Perzeptron

Das wichtigste Neuronale Netz zur Lösung einer Klassifikationsaufgabe im Data-Mining ist das Multi-Layer Perzeptron.<sup>199</sup> Wie bei anderen Neuronalen Netzen (z.B. Radiales Basisfunktionsnetz; Kohonen-Netz) besteht das Multi-Layer Perzeptron aus Neuronen. Der Grundaufbau eines Neurons liegt bei allen Netzwerktypen mit gleicher Grundstruktur vor.

Allgemein besteht ein Neuron aus einer Input-, einer Aktivierungs- und einer Outputfunktion. Bei der Inputfunktion des Neurons werden die anliegenden Eingabedaten zu einem Gesamtinput aggregiert. Dabei liegen auf den Eingängen Gewichtungsfaktoren vor, die die unterschiedliche Bewertung der Eingabewerte widerspiegeln.<sup>200</sup> Die Inputfunktion aggregiert diese gewichteten Eingänge zu einem skalaren Wert. In der Regel wird die Summation verwendet. In diesem Schritt entspricht dieses Vorgehen einem linearen Regressions-

<sup>198</sup> Vgl. Wilhelm (2004), S. 769 ff.; Cohen/Seabolt/Thompson/Williams (1998); Cabena/Hadjinian/Stadler/Verhees/Zanasi (1998).

<sup>199</sup> Vgl. Küsters (2001), S. 114; Berry/Linoff (2000), S. 121 ff.

<sup>200</sup> Vgl. Lackes/Mack (2000), S. 25 ff.

modell.<sup>201</sup> Anschließend ermittelt eine Aktivierungsfunktion den Aktivierungszustand des Neurons. Als Aktivierungsfunktionen wird z.B. eine nichtlineare Funktion (Sigmoid-Funktion, Tangens Hyperbolicus etc.) verwendet.<sup>202</sup> Die Aktivierung des Neurons liegt vor, sofern ein definierter Schwellenwert überschritten wurde.<sup>203</sup> Bei der Berechnung des Outputs werden häufig die Direktausgabefunktion (Aktivierungswert bleibt bestehen) oder die Binärfunktion (Ausgabe ist 1 oder 0 bei Verwendung einer bestimmten Grenze) eingesetzt.<sup>204</sup>

Die Neuronen des Multi-Layer Perzeptrons sind in Schichten angeordnet. Es besteht aus einer Inputschicht (Inputneuronen), aus einer oder mehreren verdeckten Schichten (Hiddenneuronen) und aus einer Ausgabeschicht (Outputneuronen). Die Neuronen einer Schicht sind vollständig mit den Neuronen der nachfolgenden Schicht verbunden. Die Verbindungen zwischen den Neuronen sind mit Gewichten bewertet. Es handelt sich um ein Feed-Forward-Netz, weil die Verbindungen von der Eingabeschicht in Richtung der Ausgabeschicht verlaufen.

#### (1) Funktionsweise

Das Funktionsprinzip des Multi-Layer Perzeptrons besteht darin, dass die Eingabemuster an die Inputschicht angelegt werden, die die Neuronen der Inputschicht aktivieren. Die Neuronen sind dabei mit einem Schwellenwert versehen.<sup>205</sup> Als Aktivierungsfunktion wird die Sigmoid-Funktion verwendet, weil der Algorithmus Stetigkeit und Differenzierbarkeit der Aktivierungsfunktion voraussetzt.<sup>206</sup> Die Aktivierung der Neuronen der nachfolgenden Schichten erfolgt jeweils durch die Summe der gewichteten Outputwerte der Vorgängerschicht unter Berücksichtigung des Schwellenwerts. Die Eingangsdaten werden so von der Inputschicht über alle Zwischenschichten bis zur Outputschicht weitergeleitet und transformiert, bis die Ergebnisse an den Neuronen der Outputschicht anliegen.

Dieser Ausgabevektor wird mit der Zielausgabe verglichen.<sup>207</sup> Der hierdurch ermittelte Fehler ist definiert als der quadratische Abstand zwischen Sollzustand und Istzustand des aufgrund aktueller Netzgewichte bei Anlegen eines Eingabemusters erzeugten Ausgabemusters.<sup>208</sup> Dieser Fehler wird von der Ausgabe- bis zur Eingabeschicht zurückverfolgt, indem die Gewichte jeder Schicht entsprechend korrigiert werden.

<sup>201</sup> Vgl. Wiedmann/Buckler (2001), S. 51.

<sup>202</sup> Vgl. Lackes/Mack (2000), S. 38.

<sup>203</sup> Vgl. Dreyfus (2005), S. 5; Hellmich (1997), S. 245 ff.

<sup>204</sup> Vgl. Lackes/Mack (2000), S. 39.

<sup>205</sup> Vgl. Beckmann/Chamoni (2006), S. 207 f.

<sup>206</sup> Vgl. Zimmermann (1995), S. 50.

<sup>207</sup> Vgl. Scherer (1997), S. 75.

<sup>208</sup> Vgl. Zimmermann (1995), S. 50.

Diesen Algorithmus nennt man deshalb auch Backpropagation-Verfahren. Die zugehörige Lernregel wird als Delta-Regel bezeichnet, weil der Unterschied zwischen dem tatsächlichen und dem gewünschten Output in jeder Schicht durch den Lernvorgang korrigiert werden soll. Das Verfahren ist iterativ und endet, wenn das Netz ein akzeptables Ergebnis erzielt hat.<sup>209</sup>

Insgesamt wird das Netz durch die angelegten Eingangsdaten trainiert, indem die Gewichte iterativ zwischen den Neuronenknotten bestimmt werden. Durch die Gewichts Anpassung wird versucht, die Werte der Zielvariable möglichst gut durch die Netzwerkfunktion abzubilden.

Abb. 2.18 zeigt beispielhaft ein Multi-Layer Perzeptron für die Bonitätsprüfung. Als Eingangsvariablen zur Erklärung der Bonität werden das Alter, der Bestellwert, der Rechnungskauf und die Erstbestellung eines (potenziellen) Kunden verwendet. Sie werden jeweils durch ein Inputneuron repräsentiert. Das Neuronale Netz hat zwei verdeckte Schichten mit jeweils drei Neuronen. Da es sich bei der Bonität um eine Ja-/Nein-Entscheidung handelt, kann die Ausgabeschicht mit zwei Outputneuronen modelliert werden.<sup>210</sup> Gleichermäßen kann ein Outputneuron eingesetzt werden, sofern die Grenze zwischen 0 und 1 für die Ja-/Nein-Entscheidung festgelegt wird.<sup>211</sup>

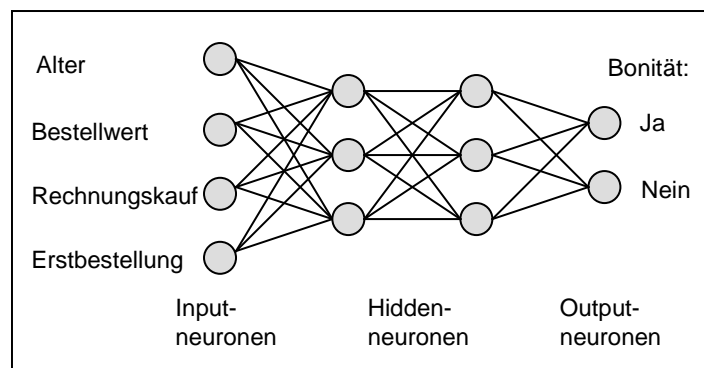


Abb. 2.18: Neuronales Netz für die Bonitätsprüfung

## (2) Bewertung

Gegenüber bisherigen Verfahren weisen Neuronale Netze allgemein nach *Wiedmann/Buckler* folgende Vorteile auf:<sup>212</sup>

- *Nichtlinearität:*

Die Beziehung zwischen den erklärenden Variablen beschränkt sich nicht nur auf

<sup>209</sup> Vgl. Dreyfus (2005), S. 4 f.; Hand/Mannila/Smyth (2001), S. 153 ff.; Hellmich (1997), S. 270.

<sup>210</sup> Vgl. Lackes/Mack (2000), S. 96.

<sup>211</sup> Vgl. Krahl/Windheuser/Zick (1998), S. 68.

<sup>212</sup> Vgl. Wiedmann/Buckler (2001), S. 45.

eine gewichtete Addition (linear), sondern es kann jede nichtlineare Funktion und auch Interaktionen zwischen den erklärenden Variablen abgebildet werden.

- *Lernfähigkeit:*

Es muss keine Annahme über die Art des Zusammenhangs vorgenommen werden. Der Zusammenhang ergibt sich durch das Lernen aus den Daten.

- *Variablenanzahl:*

Neuronale Netze können gegenüber früheren Verfahren eine große Anzahl von erklärenden Variablen einbeziehen.

Durch diese Eigenschaften können Neuronale Netze unbekannte Ursachen-Wirkungszusammenhänge approximieren. Sie können auch lückenhafte und widersprüchliche Daten verarbeiten und besitzen eine hohe Generalisierungsfähigkeit.

Dieser Flexibilität stehen aufwendige Trainingsvorgänge entgegen, weil es keine allgemeine Richtlinie gibt. Bei den Multi-Layer Perzeptrons sind die Anzahl der Schichten und die Neuronenzahl in den verdeckten Schichten variabel definierbar. Außerdem fehlt es den Multi-Layer Perzeptrons an einer Erklärungskomponente (Black-Box-Charakter).<sup>213</sup> Es ist schwer nachzuvollziehen, wie die Ergebnisse erzielt wurden. Zudem können beim Backpropagation-Verfahren suboptimale Lösungen entstehen, indem der Algorithmus bei einem lokalen Minimum verharrt. Über die Wahl einer Lernrate kann das Verhalten von Backpropagation verändert werden, indem die Größe der Gewichtsänderungen angegeben wird. Eine optimale Wahl der Schrittweite gibt es allerdings nicht.<sup>214</sup>

#### 2.7.4.2 Entscheidungsbäume

Entscheidungsbäume sind ein weiterer Methodenansatz zur Lösung der Klassifikationsaufgabe. Hierbei handelt es sich um einen Klassifikator mit baumartiger Struktur.

Die Baumstruktur beginnt mit einem Knoten (=Wurzel), der keinen Vorgänger hat. Von der Wurzel gehen Kanten aus, die zu weiteren Knoten führen, aus denen wieder Kanten ausgehen. Sofern ein Knoten keinen Nachfolgeknoten hat, werden sie als Blätter bezeichnet.<sup>215</sup> Ein Knoten stellt dabei ein Attribut dar und ein Blatt wird durch eine der Klassen repräsentiert. Eine Kante repräsentiert eine Entscheidung auf das Attribut des Vorgängerknotens.

---

<sup>213</sup> Vgl. Kurz (1998), S. 267.

<sup>214</sup> Vgl. Walde (2005), S. 30 f.; Zell (1998), S. 16 f.

<sup>215</sup> Vgl. Schierreich (1999), S. 33.

Bei einem numerischen Attribut wie dem Alter kann die Einteilung bspw. kleiner 40 bzw. ab 40 sein. Wenn die erste Bedingung erfüllt ist, dann geht man in den linken, anderenfalls in den rechten Teilbaum. Das Ziel besteht darin, mithilfe des Entscheidungsbaums eine Zuordnungsregel aufzustellen. Nach Durchlaufen des Knotens und der Blätter des Baumes soll die Klasse bestimmt werden, zu der das vorgegebene Objekt gehört.<sup>216</sup>

#### (1) Funktionsweise

Die Aufstellung eines Entscheidungsbaums geschieht in einer iterativen Vorgehensweise. Zunächst muss die Variable bestimmt werden, die gegenüber den anderen Variablen am trennschärfsten ist, um die Objekte einer Klasse der Zielvariablen zuzuordnen. Nach der Auswahl der Variablen müssen jeweils die Schwellenwerte der Variablen bestimmt werden, die wiederum am trennschärfsten für die Zuordnung der Objekte zu den Klassen sind. Die Schwellenwerte bilden die Kanten zu den Nachfolgerknoten im Entscheidungsbaum.<sup>217</sup> Für die Entscheidung, nach welchen Merkmalen verzweigt werden soll, werden heuristische Kriterien wie der Informationsgewinn, der Gini-Index etc. verwendet.<sup>218</sup>

Die Gefahr bei den Entscheidungsbäumen besteht darin, dass sie sehr schnell komplex werden.<sup>219</sup> Als einfaches Maß dient dafür die Anzahl der Knoten im Entscheidungsbaum. Um den Entscheidungsbaum überschaubar zu halten, wendet man bspw. Stopkriterien an. Stopkriterien sind die Anzahl der Objekte in einem Knoten oder die maximale Anzahl der Baumtiefe.<sup>220</sup> Durch die eingeleiteten Maßnahmen muss allerdings immer ein schlechteres Klassifikationsergebnis hingenommen werden, weil die Klassifikationsleistung mit steigender Baumgröße wächst.<sup>221</sup>

Abb. 2.19 zeigt beispielhaft einen Entscheidungsbaum für die Identifizierung der wichtigsten Bestimmungsfaktoren eines Kundenwertes. Dabei kann zwischen einem „wertvollen“ und einem „weniger wertvollen“ Kunden für das Unternehmen unterschieden werden. Ergebnis ist, dass der Kundenwert am signifikantesten von der Geschäftsdauer des Unternehmens mit dem Kunden abhängt. Die Unterteilung findet bei dem Schwellenwert von zwei Jahren statt. Als weitere wichtige Merkmale werden die Bestellhäufigkeit und das Alter des Kunden identifiziert. Der linke Teilbaum zeigt, dass sich bei einer Geschäftsdauer von unter zwei Jahren und bei einer niedrigen Bestellhäufigkeit ein

<sup>216</sup> Vgl. Symeonidis/Mitkas (2005), S. 22 f.; Ester/Sander (2000), S. 126.

<sup>217</sup> Vgl. Wieken (1999), S. 100.

<sup>218</sup> Vgl. Wilhelm (2004), S. 796 ff.; Borgelt/Kruse (1997), S. 83 ff.

<sup>219</sup> Vgl. Baets (2005), S. 109.

<sup>220</sup> Vgl. Schierreich (1999), S. 34 f.

<sup>221</sup> Vgl. Ester/Sander (2000), S. 132 ff.



niedriger Kundenwert ergibt. Liegt dagegen eine hohe Bestellhäufigkeit vor, dann wird bereits auch unter der Geschäftsdauer von zwei Jahren ein hoher Kundenwert erzielt.

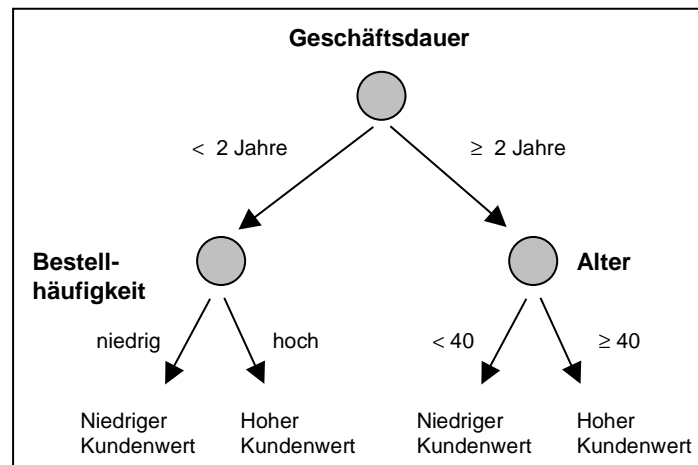


Abb. 2.19: Entscheidungsbaum für die Klassifikation des Kundenwertes

Zusätzlich zur grafischen Veranschaulichung können Entscheidungsregeln in Form von „Wenn...dann“ zur Beschreibung verwendet werden. Für den *zweiten Teilbaum* können bspw. folgende Entscheidungsregeln automatisch generiert werden:

1. WENN die Geschäftsdauer  $\geq 2$  Jahre und das Alter des Kunden unter 40 ist,  
DANN ergibt sich ein niedriger Kundenwert.
2. WENN die Geschäftsdauer  $\geq 2$  Jahre und das Alter des Kunden ab 40 ist,  
DANN wird der Kunde mit einem hohem Kundenwert klassifiziert.

Als die bekanntesten Entscheidungsbaumverfahren können das CART, das C4.5 (Weiterentwicklung des ID3-Verfahrens) und das CHAID-Verfahren genannt werden.<sup>222</sup>

Das CART-Verfahren (Classification And Regression Trees) stammt aus der Statistik. Es ist ein Top-down-Verfahren. Als Maß für die Unreinheit eines Knotens wird der Gini-Index verwendet.<sup>223</sup> C4.5 ist das bekannteste Verfahren aus dem maschinellen Lernen. Es basiert auf informationstheoretischen Überlegungen.<sup>224</sup> Bei dem CHAID-Verfahren (Chi-Squared Automatic Interaction Detector) wird als Segmentierungskriterium ein Chi-Quadrat-Unabhängigkeitstest zwischen der abhängigen und den erklärenden Variablen durchgeführt. Dabei können nur kategoriale Daten verwendet werden.<sup>225</sup>

<sup>222</sup> Vgl. Larose (2005), S. 107 ff.; Küsters (2001), S. 110.

<sup>223</sup> Vgl. Capelli/Mola (2004), S. 5 ff.; Bonne/Arminger (2001), S. 215 ff.

<sup>224</sup> Vgl. Witten/Frank (2001), S. 182 f.

<sup>225</sup> Vgl. Musiol/Steinkamp (1998), S. 582 ff.

## (2) Bewertung

Die Vorteile von den Entscheidungsbäumen liegen in der leichten Anwendbarkeit. Die Regeln lassen sich leicht berechnen und können als logische Ausdrücke dargestellt werden.<sup>226</sup> Insbesondere im Rahmen des Data-Minings verwendet man die Entscheidungsbäume vor allem zur automatischen Generierung von Regeln.<sup>227</sup>

Als Nachteil kann die Baumerstellung angeführt werden. Bereits bei einer überschaubaren Anzahl von Merkmalen können sie sehr große Ausmaße annehmen. Das Ziel hinsichtlich einer plausiblen Aussagefähigkeit kann nicht sehr schnell erreicht werden, weil eine einfache Interpretation der Entscheidungsregeln dann undurchführbar ist.<sup>228</sup> Durch qualitativ schlechte Ausprägungen (Missing Values etc.) wird zudem die Übergröße des Baumes gefördert, weil das Erkennen von scharfen Regeln schwieriger wird.<sup>229</sup>

## 2.7.5 Prognose

### 2.7.5.1 Radiales Basisfunktionsnetz

Das Radiale Basisfunktionsnetz (RBF-Netz) wird im Rahmen der Prognose im Data-Mining eingesetzt.<sup>230</sup>

#### (1) Funktionsweise

Es ist wie das Backpropagation-Netz ein allgemeiner Funktionsapproximator und hat eine Feed-Forward-Architektur, wobei es nur eine Schicht mit verdeckten Neuronen besitzt. Die Besonderheit des RBF-Netzes liegt darin, dass diese verdeckten Neuronen spezielle radialsymmetrische Aktivierungsfunktionen besitzen. Nachdem die vollständigen Eingabedaten durch die Eingabeneuronen an die Neuronen der versteckten Schicht weitergeleitet werden, findet für jedes Neuron die radiale Basisfunktionsberechnung statt.<sup>231</sup> Die bekannteste Funktion dieser Art ist die Gaußfunktion (vgl. Abb. 2.20).<sup>232</sup>

---

<sup>226</sup> Vgl. Kurz (1998), S. 262.

<sup>227</sup> Vgl. Küsters (2001), S. 109.

<sup>228</sup> Vgl. Küppers (1999), S. 57.

<sup>229</sup> Vgl. Krahl/Windheuser/Zick (1997), S. 73.

<sup>230</sup> Vgl. Giudici (2003), S. 280 f.; Cabena/Hadjinian/Stadler/Verhess/Zanasi (1998).

<sup>231</sup> Vgl. Dreyfus (2005), S. 6 f.; Scherer (1997), S. 162 f.

<sup>232</sup> Vgl. Mehrotra/Mohan/Ranka (1997), S. 147.

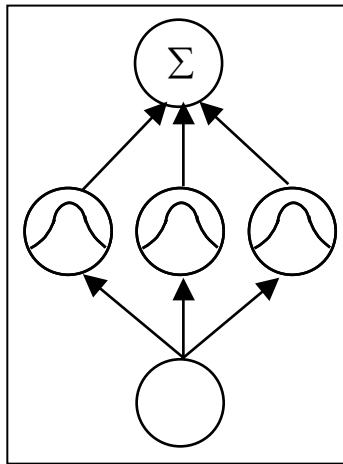


Abb. 2.20: Schematischer Aufbau eines Radialen Basisfunktionsnetzes

Radiale Basisfunktionen haben die Eigenschaft, dass das Neuron nur große Werte liefert, wenn sich das Eingabemuster sehr nah am Zentrumsvektor befindet. Diese Eigenschaft führt insbesondere bei Prognoseaufgaben zu besseren Ergebnissen.<sup>233</sup> Ausreißer, die außerhalb des Bereichs liegen, erhalten durch das Netz nur geringe Aktivierungen. Abschließend wird die Ausgabe des Netzes berechnet, die durch die gewichtete Summe aller Aktivierungswerte gebildet wird.

## (2) Bewertung

Der Vorteil liegt darin, dass das RBF-Netz sehr schnell ist, weil die Berechnung der Gewichte direkt und nicht iterativ ist.<sup>234</sup> Die Aktivierung eines Eingabemusters erfolgt im Gegensatz zu dem iterativen Backpropagation-Verfahren direkt im Neuron der inneren Schicht des RBF-Netzes. Damit sind Nachteile von sigmoiden Neuronen, die oft zu langen Trainingszeiten und zur Konvergenz in suboptimale lokale Minima führen, nicht mehr vorhanden.<sup>235</sup>

Als Nachteile sind die zu Beginn notwendigen Parametereinstellungen zu nennen. Der Zentrumsvektor, der Streuungsparameter (die Spannweite für die Radiale Basisfunktion) und die Gewichte müssen zunächst festgelegt werden. Dabei können bspw. über einen vorgelagerten Clusteralgorithmus (vgl. Kap. 2.7.6) die Zentrumsvektoren bestimmt werden.<sup>236</sup>

<sup>233</sup> Vgl. Krahl/Windheuser/Zick (1997), S. 66.

<sup>234</sup> Vgl. Zell (1998), S. 27.

<sup>235</sup> Vgl. Rehkugler/Zimmermann (1994), S. 91.

<sup>236</sup> Vgl. Scherer (1997), S. 166 ff.

### 2.7.5.2 Multi-Layer Perzeptron

Das Multi-Layer Perzeptron wurde bereits im Rahmen der Klassifikation erörtert (vgl. Kap. 2.7.4.1). Es kann gleichermaßen für eine Prognoseaufgabe eingesetzt werden.

### 2.7.6 Gruppierung

Zur Lösung einer Gruppierungsaufgabe im Data-Mining werden clusteranalytische Verfahren eingesetzt. In der Literatur gibt es eine Vielzahl von Clustermethoden<sup>237</sup>, sodass hier nur eine Auswahl vorgenommen werden kann. Es werden das K-Means-Verfahren und das Kohonen-Netz erörtert.

#### 2.7.6.1 K-Means-Verfahren

Das K-Means-Verfahren wird für eine Gruppierungsaufgabe im Data-Mining eingesetzt. Die Zielsetzung des K-Means-Verfahrens besteht darin, die vorliegenden Daten in kleinere, homogene Teilmengen zu unterteilen. Die einzelnen Objekte (z.B. Kunden) werden dabei unterschiedlichen Klassen (Cluster, Gruppen) zugeordnet.<sup>238</sup>

Mit dem Begriff „homogen“ ist die Vorstellung verbunden, dass die Objekte, die einer homogenen Gruppe angehören, untereinander ähnlich sind (Homogenität innerhalb der Cluster). Dagegen sollen die Objekte, die unterschiedlichen homogenen Gruppen angehören, verschieden sein (Heterogenität zwischen den Clustern).

Das K-Means-Verfahren stammt aus der Statistik und gehört zu den iterativ-partitionierenden Minimaldistanzverfahren. Alternativ gibt es hierarchisch-agglomerative Verfahren (z.B. single linkage, complete linkage, average linkage, Ward-Verfahren).<sup>239</sup> Diese Verfahren sind in der Literatur hinreichend diskutiert worden und werden deshalb in dieser Arbeit nicht mehr erörtert.<sup>240</sup>

#### (1) Funktionsweise

Grundsätzlich versucht das K-Means-Verfahren, ausgehend von einer gegebenen Anfangspartition, durch Austauschen einzelner Objekte von einer Klasse in eine andere das Varianzkriterium iterativ zu optimieren. Die Zielsetzung besteht darin, die Fehlerstreuung in den Clustern zu minimieren.<sup>241</sup>

<sup>237</sup> Vgl. Marques de Sá (2001), S. 58 ff.; Rudolph (1999), S. 7 ff.

<sup>238</sup> Vgl. Grimmer/Mucher (1997), S. 109.

<sup>239</sup> In der Literatur werden noch weitere hierarchische Clustermethoden (z.B. Zentroid-Methode) erörtert: vgl. Schwanenberg (2001), S. 61.

<sup>240</sup> Vgl. Altobelli (2007), S. 257 f.; Backhaus/Erichson/Plinke/Weiber (2006), S. 514 ff.

<sup>241</sup> Vgl. Artz (2004), S. 25; Freitas (2002), S. 34 f.; Gossens (2000), S. 154 f.

Das K-Means-Verfahren setzt bei einer vorgegebenen Clusterzahl eine Anfangslösung voraus, die zufällig gewählt wird. Nachdem die Klassencentroide berechnet werden, findet eine Verschiebung des erstgefundenen Objektes in eine andere Klasse statt, deren Klassencentroid die kleinste euklidische Distanz zu diesem Objekt besitzt. Nach jedem Klassenwechsel findet eine Neuberechnung der Klassencentroide (Mittelwert der zugehörigen Objekte) statt. Das Verschieben der Objekte zwischen den Klassen und die Neuberechnung finden so lange statt, bis sich die Clusterzugehörigkeit der Objekte stabilisiert hat.<sup>242</sup>

## (2) Bewertung

Der Vorteil dieses iterativ-partitionierenden Verfahrens besteht darin, dass große Datenbestände verarbeitet werden können. Eine Eignung für die Anwendung im Data-Mining liegt damit vor. Nachteil des K-Means-Verfahrens ist dagegen, dass eine Clusteranzahl fest vorgegeben werden muss. Eine optimale Anzahl kann aber a priori nicht bekannt sein.<sup>243</sup> Das Clusterergebnis hängt sehr stark von der Wahl der Anfangspartition ab. Auch konvergiert dieses Verfahren durch die Neuberechnung der Klassencentroide nach jedem Klassenwechsel sehr schnell gegen ein lokales Optimum.<sup>244</sup>

### 2.7.6.2 Kohonen-Netz

Eine weitere Möglichkeit zur Lösung einer Gruppierungsaufgabe stellt das Kohonen-Netz dar. Es zählt wie das K-Means-Verfahren zu den iterativ-partitionierenden Verfahren. Es ist allerdings keine statistische Methode, sondern gehört zu den Neuronalen Netzen.

## (1) Funktionsweise

Das Kohonen-Netz besteht aus einer Eingabe- und einer Kohonen-Schicht.<sup>245</sup> Die Eingabeneuronen sind dabei mit jedem Neuron der Kohonen-Schicht verbunden. Gegenüber dem Multi-Layer Perzeptron haben die Eingangsneuronen keine Aktivierungsfunktion und keinen Schwellenwert. Für die Input-, Aktivierungs- und Outputfunktion wird entsprechend die Identitätsfunktion verwendet.<sup>246</sup>

Ein weiterer Unterschied liegt bei den Neuronen der Kohonen-Schicht vor. Sie sind in einer fest definierten Ordnungsrelation angeordnet. Üblicherweise wird die Kohonen-

---

<sup>242</sup> Vgl. Chamoni/Budde (1997), S. 29 f.

<sup>243</sup> Vgl. Krahl/Windheuser/Zick (1997), S. 87.

<sup>244</sup> Vgl. Petersohn (1997), S. 70.

<sup>245</sup> Vgl. Petersohn (1997), S. 93.

<sup>246</sup> Vgl. Krahl/Windheuser/Zick (1997), S. 83.

Schicht in einer zweidimensionalen Darstellung visualisiert. Die Kohonen-Schicht wird dann als Kohonen-Karte bezeichnet (vgl. Abb. 2.21).<sup>247</sup>

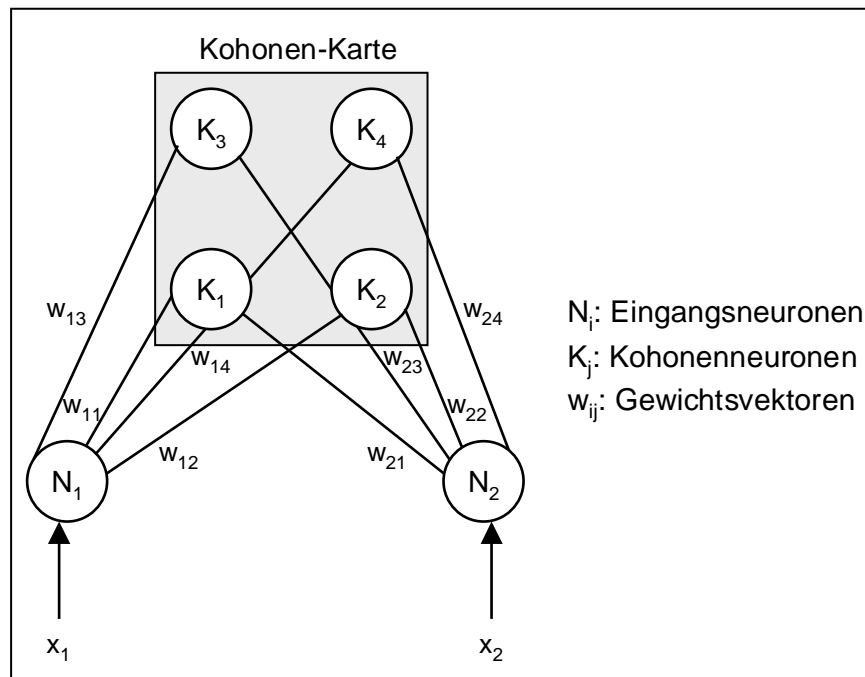


Abb. 2.21: Darstellung eines Kohonen-Netzes

Kohonen-Netze gehören zu den unüberwacht lernenden neuronalen Netz-Modellen. Zielsetzung ist, die Kohonen-Neuronen so zu gruppieren, dass die Objekte in einer Klassenstruktur abgebildet werden. Das Kohonen-Netz ist selbstständig in der Lage, die einzelnen Eingabemuster verschiedenen Klassen zuzuordnen. Aufgrund dieser Eigenschaft wird das Kohonen-Netz auch als selbstorganisierende Karte (self-organizing feature map) bezeichnet.<sup>248</sup>

Der Lernvorgang beim Kohonen-Netz findet in Form eines Wettbewerbslernens statt.<sup>249</sup> Lernfähig sind ausschließlich die Verbindungskanäle zwischen Eingabe- und Kohonen-Schicht. Jeder Verbindungskanal ist dabei mit einem Gewicht versehen. Zielsetzung ist, dass jedem Eingabemuster bzw. Eingabevektor genau ein Kohonen-Neuron zugeordnet wird, welches am stärksten aktiviert wird. Dieses Kohonen-Neuron wird dann als Gewinnerneuron bezeichnet.

Zur Bestimmung des Gewinnerneurons werden die Eingabe- und Gewichtsvektoren paarweise mittels eines gewählten Ähnlichkeits- bzw. Distanzmaßes verglichen. Als Maße werden entweder der Kosinus oder die Euklidische Distanz gewählt. Der Kosinus ermittelt die Ähnlichkeit zwischen den Vektoren über den Winkel. Der Winkel gibt an, wie

<sup>247</sup> Vgl. Zell (1998), S. 23 f.

<sup>248</sup> Vgl. Berthold/Hand (2003), S. 305 f.; Ester/Sander (2000), S. 271 f.

<sup>249</sup> Vgl. Badran/Yacoub/Thiria (2005), S. 404 f.; Zakharian/Ladewig-Riebler/Thoer (1998), S. 31.

die Vektoren zueinander stehen. Die größte Ähnlichkeit liegt dann vor, wenn der Winkel 0 Grad beträgt. Dann hat der Kosinus einen maximalen Wert von 1.<sup>250</sup> Überwiegend wird beim Kohonen-Netz die Euklidische Distanz eingesetzt. Die (quadrierte) Euklidische Distanz wird ermittelt, indem die quadrierten Differenzwerte addiert und aus der Summe die Quadratwurzel gezogen wird.<sup>251</sup>

Die Besonderheit des Kohonen-Modells besteht darin, dass nicht nur die Gewichte des Gewinnerneurons, sondern auch die benachbarten Neuronen in der Neuronenordnung modifiziert werden. Diese Veränderung wird durch eine Nachbarschaftsfunktion definiert. Als Nachbarschaftsfunktionen können die Gaußfunktion, die Mexican-Hat-Funktion oder die Kosinus-Funktion verwendet werden. Üblicherweise wird die Gaußfunktion eingesetzt.<sup>252</sup> Die Gaußkurve bestimmt, wie viele Neuronen mit welchem Ausmaß adaptiert werden. Die Zielsetzung besteht darin, die Eingangsvektoren auf eine topologisch korrekte Karte abzubilden. Zu Beginn des Lernens soll eine Grobstruktur der Karte abgebildet werden. Die Gaußfunktion wird einen hohen Spannweitenparameter haben, damit viele Neuronen adaptiert werden. Auch die Lernrate wird entsprechend groß gewählt, um große Adaptionsschritte zu ermöglichen. Im Laufe des Lernens werden sowohl der Spannweitenparameter als auch die Lernrate schrittweise reduziert. Damit können Feinabstimmungen für die Entfaltung der Kohonen-Karte durchgeführt werden.

## (2) Bewertung

Das Kohonen-Netz ist ein iteratives Verfahren mit der Eigenschaft der Konvergenz. Während der Konvergenzphase kann das Kohonen-Netz sowohl die Eingabemuster im Sinne der Ähnlichkeit erkennen als auch die vorhandenen Strukturen erhalten. Deshalb hat die Kohonen-Karte auch die Eigenschaft des Topologieerhalts. Dafür sind zwei konkurrierende Prozesse verantwortlich. Die einzelnen Kohonen-Neuronen versuchen zum einen, die Unterschiede der Eingabemuster hervorzuheben, zum anderen werden durch die wechselseitigen Beziehungen zwischen den Kohonen-Neuronen die Ähnlichkeitsbeziehungen zwischen den Eingabemustern beibehalten. Die Steuerung wird durch die Nachbarschaftsfunktion definiert.<sup>253</sup>

Die hochdimensionalen Eingabemuster werden dabei auch auf einer niedrigeren dimensional Kohonen-Karte abgebildet. Damit hat die Kohonen-Karte die Eigenschaft zur

<sup>250</sup> Vgl. Lackes/Mack (2000), S. 179 ff.

<sup>251</sup> Vgl. Backhaus/Erichson/Plinke/Weiber (2006), S. 492 f.

<sup>252</sup> Vgl. Scherer (1997), S. 99 f.

<sup>253</sup> Vgl. Kohonen (1997), S. 94.

Dimensionsreduktion.<sup>254</sup> Wie bei dem Multi-Layer Perzeptron können dabei nur numerische Werte an die Inputneuronen des Kohonen-Netzes angelegt werden. Aufgrund der Berechnung des Abstandes zwischen den Input- und den Gewichtsvektoren müssen die Attribute und Gewichte entsprechend normiert werden. Gleichermaßen können sie sehr gut mit fehlerhaften oder fehlenden Werte umgehen.<sup>255</sup>

Beim Kohonen-Netz liegt die Schwierigkeit in der Parameterbestimmung. Die Lernrate und die Nachbarschaftsfunktion müssen zunächst angegeben werden. Danach muss bei der Nachbarschaftsfunktion die Größe der Nachbarschaft festgelegt werden. Es stellt sich die Frage, wie sich die Lernrate und der Nachbarschaftsradius im Lernvorgang verändern. Werden beide Parameter zu schnell vermindert, dann wirkt sich dieses zwar positiv auf die Trainingszeit aus, die Repräsentation der Eingabemuster könnte aber dadurch nicht mehr adäquat erfolgen.

Bei dem Kohonen-Netz handelt es sich um ein stochastisches Lernverfahren. Durch die unterschiedliche Reihenfolge der Objekte wird die Klasseneinteilung beeinflusst. Als Ergebnis könnten bei Anwendung des Algorithmus unterschiedliche Kohonen-Karten entstehen.<sup>256</sup>

### 2.7.7 Assoziation

Die Assoziationsmethoden wie das Assoziations- und Sequenzverfahren können als originäre Data-Mining-Verfahren bezeichnet werden, weil sie keine Vorläufer gegenüber den anderen Data-Mining-Aufgabentypen haben. Sie basieren auf Häufigkeitszählungen von Attributkombinationen. Es kann zwischen dem Assoziations- und dem Sequenzverfahren unterschieden werden.

#### 2.7.7.1 Assoziationsverfahren

##### (1) Funktionsweise

Bei dem Assoziationsverfahren werden Muster von zusammenhängend auftretenden Elementen innerhalb eines Datensatzes beschrieben.<sup>257</sup> Zunächst werden die Attributsausprägungen berechnet, die eine Mindestzahl an Datensätzen überschreiten. Aus diesen Kombinationen werden im zweiten Schritt Regeln ermittelt, die in Wenn-dann-Form dargestellt werden können. Dabei können der Wenn- bzw. der Dann-Teil jeweils

<sup>254</sup> Vgl. Poddig/Sidorovitch (2001), S. 389.

<sup>255</sup> Vgl. Zimmermann (1994), S. 69.

<sup>256</sup> Vgl. Chameni/Budde (1997), S. 76.

<sup>257</sup> Vgl. Larose (2005), S. 180 f.; Schinzer/Bange/Mertenz (1999), S. 116.



aus mehreren Attributsausprägungen bestehen.<sup>258</sup> Die klassische Anwendung dieser Methode findet sich in der Warenkorbanalyse.<sup>259</sup> Eine Assoziationsregel kann bspw. lauten:

WENN ein Kunde Mozzarella und Tomaten kauft, DANN kauft er auch Wein.

Wie bedeutend diese Regel ist, wird durch die sog. Konfidenz ausgedrückt. Sie besagt, in wie viel Prozent der aufgetretenen Fälle die Implikation der Regel wirklich zutrifft.<sup>260</sup> Bei der angeführten Assoziationsregel kann die Konfidenz bspw. 55 % sein. Das bedeutet, dass bei dem Kauf von Mozzarella und Tomaten auch Wein mit einer Wahrscheinlichkeit von 55 % gekauft wird.

Ob diese Assoziationsregel wirklich relevant ist, wird durch den sog. Support ausgedrückt. Er besagt, in wie vielen Fällen diese Assoziationsregel überhaupt eingetreten ist. Im Rahmen einer Warenkorbanalyse entsprechen die Fälle der Anzahl der analysierten Transaktionen.<sup>261</sup> Die Assoziationsregel kann bspw. für 4,5 % aller Transaktionen auftreten. Die Bewertung der Relevanz bzw. des Interessantheitsgrades muss extern durch den Mindestsupport vorgegeben werden. Wenn der Mindestsupport bspw. bei 4 % liegt (die Einkaufskombination muss mindestens bei 4 % aller Transaktionen vorliegen), dann wäre die aufgeführte Assoziationsregel berücksichtigt worden.

Zusätzlich können durch Einführung von Taxonomien die einfachen Assoziationsregeln zu hierarchischen Assoziationsregeln erweitert werden.<sup>262</sup> Einzelne Produkte können z.B. einer Warengruppe oder einer anderen Klassifizierung zugeordnet werden. Bei den Tomaten findet eine Zuordnung zu der Warengruppe „Gemüse“ statt. Regeln können nun zwischen allen Ebenen der Taxonomien gebildet werden. Durch eine geschickte Wahl von Klassifikationsmerkmalen wie z.B. „Sonderangebote“ kann überprüft werden, ob die eingeleitete CRM-Aktion für die beworbenen Produkte erfolgreich war. Assoziationen zwischen den Produkten und dem virtuellen Element müssten dann verstärkt auftreten.<sup>263</sup>

---

<sup>258</sup> Vgl. Küppers (1999), S. 65.

<sup>259</sup> Vgl. Schwarz (2000), S. 101.

<sup>260</sup> Vgl. Symeonidis/Mitkas (2005), S. 33; Breitner/Lockemann/Schlösser (1997), S. 46.

<sup>261</sup> Vgl. Cabena/Hadjinian/Stadler/Verhees/Zanasi (1998), S. 81.

<sup>262</sup> Vgl. Adamo (2001), S. 49 ff.

<sup>263</sup> Vgl. Hettich/Hippner (2001), S. 438 f.

## (2) Bewertung

Die Vorteile der Assoziationsanalyse bestehen darin, dass sie leicht anwendbar und verständlich ist. Zudem kann sie auf große Datenbestände angewendet werden.<sup>264</sup>

Als Nachteil kann die Ergebnismenge bewertet werden. Es liegt eine Fülle von generierten Regeln vor, die nicht mehr adäquat interpretiert werden können. Durch den bereits aufgeführten Mindestsupport sowie durch Angabe einer Mindestkonfidenz kann die generierte Regelmenge reduziert werden. Außerdem kann der Anwender virtuelle Elemente („Sonderangebote“) definieren, die für ihn besonders interessant sind. Zusätzlich schaffen grafische Darstellungen einen schnellen Überblick über die generierten Regeln.<sup>265</sup>

### 2.7.7.2 Sequenzverfahren

#### (1) Funktionsweise

Während die Assoziationsanalyse auf einzelnen Transaktionen basiert, untersuchen Sequenzanalysen Transaktionen in zeitlicher Hinsicht. Es steht der Zeitraumbezug im Vordergrund und nicht der Zeitpunktbezug wie bei dem Assoziationsverfahren.<sup>266</sup>

Beispielsweise kann das Kaufverhalten der Kunden über einen bestimmten Zeitraum untersucht werden. Aus der Analyse können sich interessante Abhängigkeiten zwischen den zeitlichen Kaufvorgängen ergeben.<sup>267</sup> Während zunächst nur Zeitpunkte (z.B. das Transaktionsdatum) in die Analyse einbezogen werden konnten, können im Zuge der Weiterentwicklung auch Zeiträume definiert werden. Hiermit ist es möglich, dass gekaufte Artikel nicht nur einzelnen Transaktionen, sondern auch Zeiträumen zugeordnet werden können (z.B. Betrachtung einer Woche).<sup>268</sup> Taxonomien können in die Sequenzanalyse ebenfalls einbezogen werden.

#### (2) Bewertung

Als Vor- und Nachteile können die gleichen wie bei der Assoziationsanalyse aufgeführt werden. Die Regelfülle kann über einen Mindestsupport eingeschränkt werden. Damit wird eine Mindesthäufigkeit des zeitlichen Musters vorgegeben. Eine Konfidenz gibt es bei der Sequenzanalyse nicht.<sup>269</sup>

---

<sup>264</sup> Vgl. Krahl/Windheuser/Zick (1997), S. 82.

<sup>265</sup> Vgl. Wilhelm (2004), S. 801; Hettich/Hippner (2001), S. 444.

<sup>266</sup> Vgl. Agrawal/Srikant (1994).

<sup>267</sup> Vgl. Nakhaeizadeh/Reinartz/Wirth (1997), S. 14.

<sup>268</sup> Vgl. Agrawal/Srikant (1996), S. 3 ff.

<sup>269</sup> Vgl. Cabena/Hadjinian/Stadler/Verhees/Zanasi (1998), S. 86.

Die Vor- und Nachteile aller vorgestellten Data-Mining-Methoden zeigt Abb. 2.22. Insbesondere in der Anwendungssicht einer aCRM-Aufgabenstellung sind die Vor- und Nachteile für eine erste Auswahlentscheidung eines Data-Mining-Verfahrens relevant (vgl. Kap. 5.4.1).

Klassifikation / Prognose		Gruppierung / Assoziation	
<p><b><u>Multi-Layer Perzeptron</u></b></p> <p><b>Vorteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Nichtlinearität zwischen erklärenden Variablen</li> <li>• Lernfähigkeit: keine Annahme über Art des Zusammenhangs</li> <li>• Verarbeitung lückenhafter und widersprüchlicher Daten</li> <li>• gleichzeitige Verarbeitung von quantitativen und qualitativen Daten</li> </ul> <p><b>Nachteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• aufwendige Trainingsvorgänge</li> <li>• Anzahl der Schichten/ Neuronen bestimmen</li> <li>• Black-Box-Charakter</li> </ul> <p><b><u>Radiales Basisfunktionsnetz</u></b></p> <p><b>Vorteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• schnelle Berechnung der Gewichte gegenüber Multi-Layer Perzeptron</li> <li>• gute Ergebnisse bei Prognoseaufgaben</li> </ul> <p><b>Nachteil</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• keine Kenntnis über Parametereinstellungen</li> </ul>	<p><b><u>Entscheidungsbäume</u></b></p> <p><b>Vorteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• leichte Anwendbarkeit</li> <li>• automatische Generierung von Entscheidungsregeln</li> <li>• hohe Aussagefähigkeit</li> </ul> <p><b>Nachteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• setzt gute Datenqualität voraus</li> <li>• hohe Komplexität bei hoher Baumtiefe</li> </ul>	<p><b><u>K-Means-Verfahren</u></b></p> <p><b>Vorteil</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Verarbeitung großer Datenmengen</li> </ul> <p><b>Nachteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• feste Vorgabe der Clusteranzahl</li> <li>• Clusteregebnis hängt stark von der Anfangspartition ab</li> </ul> <p><b><u>Kohonen-Netz</u></b></p> <p><b>Vorteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Eigenschaft zum Topologieerhalt</li> <li>• Eigenschaft zur Dimensionsreduktion</li> <li>• sehr guter Umgang mit fehlerhaften Daten</li> </ul> <p><b>Nachteil</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Bestimmung der Clusteranzahl</li> </ul>	<p><b><u>Assoziationsverfahren</u></b></p> <p><b>Vorteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• leichte Anwendbarkeit</li> <li>• auf große Datenbestände anwendbar</li> </ul> <p><b>Nachteil</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Fülle der Ergebnismenge</li> </ul> <p><b><u>Sequenzverfahren</u></b></p> <p><b>Vorteile/Nachteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• wie beim Assoziationsverfahren</li> </ul>

Abb. 2.22: Vor- und Nachteile der Data-Mining-Methoden

## 2.8 Ergebnisse „Konzeptrahmenebene des aCRM“

### 2.8.1 Inhaltliche Ergebnisse

In Kapitel 2 wurde die Konzeptrahmenebene des aCRM diskutiert. Durch den erstellten aCRM-Ansatz wurde der Rahmen für die weitere Vorgehensweise geschaffen. Der vorliegende aCRM-Ansatz ist aus Grundüberlegungen hinsichtlich betriebswirtschaftlicher und technologischer Gesichtspunkte entstanden.

Ausgangspunkt der Überlegungen ist die Schaffung eines Grundverständnisses für CRM im Sinne einer kundenorientierten Unternehmensführung, um eine strategische Neuausrichtung zum Kunden zu erreichen. Hierzu wurde die CRM-Philosophie durch das Aufzeigen der Entwicklungslinien zum CRM konkretisiert.

Mit diesem Grundverständnis wurde der aCRM-Ansatz der vorliegenden Arbeit bestimmt. Es wurde der aCRM-Begriff, die aCRM-Ziele und die aCRM-Bestimmungsfaktoren definiert. Kapitel 3 setzt auf diesem aCRM-Ansatz auf, um die betriebswirtschaftliche Ebene des aCRM zu konkretisieren.

Die Verbindung zwischen der betriebswirtschaftlichen Sicht und der IT-Sicht schafft die aCRM-Architektur. Die aCRM-Architektur umfasst die operativen CRM-Software-Funktionen und die analytischen Funktionen. Nach der Darstellung der operativen Software-Funktionen im Marketing, Vertrieb und Service wurden die Optimierungspotenziale im Interessenten-, Kundenbindungs- und Rückgewinnungsmanagement durch die analytischen Funktionen erörtert.

Die Umsetzung der aCRM-Architektur erfolgt durch Einsatz von Business-Intelligence-Instrumenten. Nach der Vorstellung des Business-Intelligence-Ansatzes wurden die BI-Instrumente Data Warehouse, OLAP, Planung, Cockpit und Data-Mining detailliert erörtert. Aufgrund der großen Bedeutung des Data-Minings im aCRM wurden die häufig eingesetzten Data-Mining-Methoden Multi-Layer-Perzeptron, Entscheidungsbäume, Radiales Basisfunktionsnetz, K-Means-Verfahren, Kohonen-Netz, Assoziationsverfahren und Sequenzverfahren abschließend vorgestellt.

In diesem Grundlagenkapitel wurde der Entwicklungspfad des Data Warehouse im Rahmen des Business-Intelligence-Ansatzes aufgezeigt. In Kapitel 4 der IT-Ebene des aCRM wird auf dieser Basis eine Business-Intelligence-(BI)-Data-Warehouse-Architektur aufgebaut, die die Anwendungen Planung, OLAP und Data-Mining und die Präsentation über das Cockpit umfasst. Deshalb wird in der folgenden Arbeit auch von einem „BI-Data Warehouse“ gesprochen, das sich aufgrund der vielfältigen zusätzlichen integrierten Funktionalitäten vom klassischen „Data Warehouse“ unterscheidet.

Abb. 2.23 zeigt die Ergebnisse der „Konzeptrahmenebene des aCRM“.

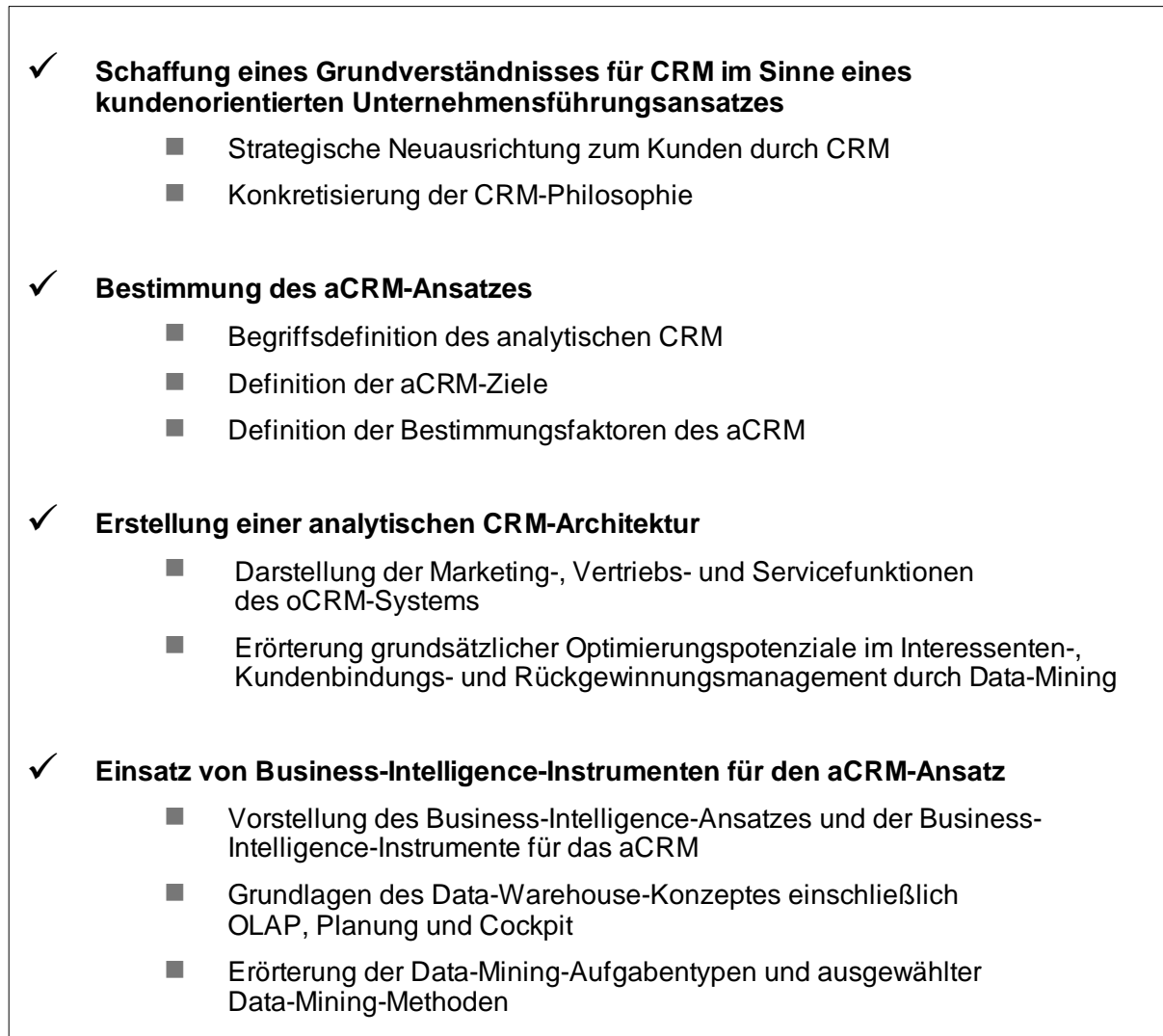


Abb. 2.23: Ergebnisse „Konzeptrahmenebene des aCRM“

### 2.8.2 Leitfaden „Konzeptrahmenebene“

Durch die Entwicklung des aCRM-Konzeptrahmens kann entsprechend der Leitfaden abgeleitet werden. Dieser Leitfaden kann dazu verwendet werden, wenn ein Unternehmen das analytische CRM als kundenorientierten Unternehmensführungsansatz implementieren möchte. Er orientiert sich an dem aCRM-Konzeptionsdreieck. Die einzelnen Schichten des aCRM-Konzeptionsdreiecks sind von oben nach unten zu durchlaufen. Alle Fragestellungen sind unternehmensspezifisch zu klären.

Im ersten Schritt ist die CRM-Philosophie für das Unternehmen zu definieren. Auf dieser Basis kann der unternehmensspezifische aCRM-Ansatz bestimmt werden. Es schließt sich die Entwicklung einer unternehmensbezogenen aCRM-Architektur an. Als ersten Einstieg sind die relevanten operativen Software-Funktionen/CRM-Prozesse im Marketing, Vertrieb und Service zu identifizieren. Mit dieser Kenntnis sind die Einsatzbereiche der analytischen

Funktionen zu bestimmen. Diese sind in Form von Optimierungspotenzialen im Interessenten-, Kundenbindungs- und Rückgewinnungsmanagement zu konkretisieren.

Durch die Festlegung der aCRM-Architektur mit den analytischen Funktionen leiten sich die BI-Instrumente für die IT-Umsetzung ab. In diesem Zusammenhang stellt sich die Frage, welcher Integrationsgrad zwischen den einzelnen BI-Instrumenten im Unternehmen vorliegen soll.

Abb. 2.24 zeigt den Leitfaden in Form einer Checkliste.

	<b>Erledigt</b>
<b>A. Definition einer unternehmensbezogenen CRM-Philosophie als Basis für einen kundenorientierten Unternehmensführungsansatz</b>	<input type="checkbox"/>
<b>B. Bestimmung eines unternehmensspezifischen aCRM-Ansatzes</b>	
1. Definition des aCRM-Begriffs	<input type="checkbox"/>
2. Definition der aCRM-Ziele	<input type="checkbox"/>
3. Definition der aCRM-Bestimmungsfaktoren	<input type="checkbox"/>
<b>C. Entwicklung einer unternehmensbezogenen aCRM-Architektur</b>	
1. Identifizierung der relevanten oCRM-Software-Funktionen (CRM-Prozesse) im Marketing, Vertrieb und Service als Grundlage für den analytischen CRM-Einsatz	<input type="checkbox"/>
2. Konkretisierung der Optimierungspotenziale im Interessenten-, Kundenbindungs- und Rückgewinnungsmanagement	<input type="checkbox"/>
<b>D. Einsatz der Business-Intelligence-Instrumente für die Umsetzung der aCRM-Architektur</b>	
1. Auswahl der relevanten BI-Instrumente für das Unternehmen	<input type="checkbox"/>
2. Bestimmung des Integrationsgrads der BI-Instrumente (Data Warehouse, OLAP, Planung, Cockpit, Data-Mining)	<input type="checkbox"/>

Abb. 2.24: Leitfaden für die Entwicklung eines unternehmensbezogenen aCRM-Konzeptrahmens

### 3 Betriebswirtschaftliche Ebene des aCRM

#### 3.1 Überblick

##### 3.1.1 Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte

Nachdem der aCRM-Konzeptrahmen entwickelt wurde, wird in diesem Kapitel die betriebswirtschaftliche Ebene betrachtet (vgl. Abb. 3.1).

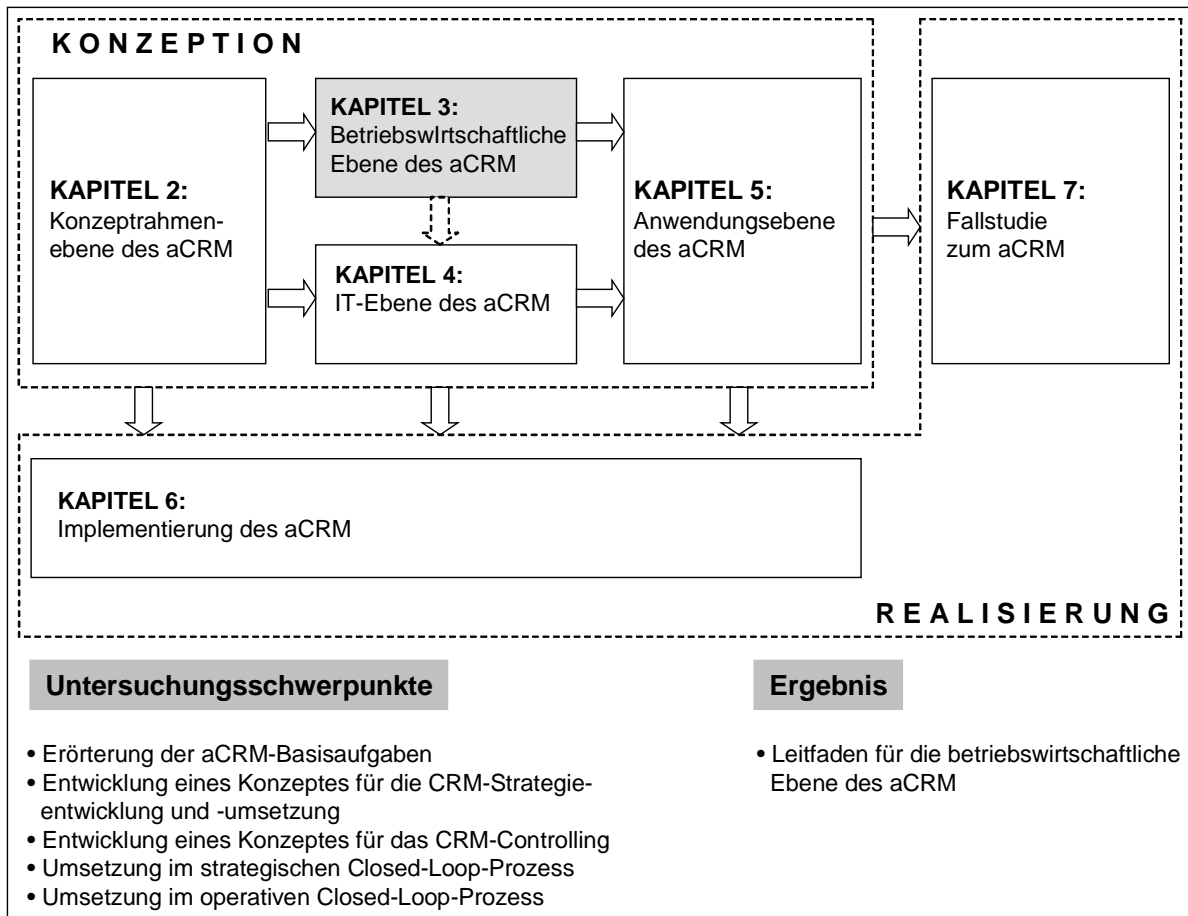


Abb. 3.1: Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte „Betriebswirtschaftliche Ebene des aCRM“

Zu Beginn werden die Basisaufgaben des aCRM-Ansatzes diskutiert. Diese stellen die Grundlage sowohl für das betriebswirtschaftliche Konzept der CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung als auch für das Konzept des CRM-Controllings dar. Anschließend wird untersucht, wie die Vorgehensweise zur Entwicklung, Umsetzung und zum Controlling einer CRM-Strategie ist. Die einzelnen Schritte werden anhand des strategischen und operativen Closed-Loop-Prozesses erörtert.

Ergebnis ist ein Leitfaden für die betriebswirtschaftliche Ebene des aCRM-Konzeptes.

### 3.1.2 Leitbild „Betriebswirtschaftliche Ebene“ im Zusammenhang mit der „Konzeptrahmenebene“

Das Leitbild der betriebswirtschaftlichen Ebene unterteilt sich in eine Aufgaben-, Konzept- und Prozesssicht (vgl. Abb. 3.2).

In der zusammenhängenden Betrachtung mit dem aCRM-Konzeptionsdreieck aus Kap. 2 wurden ausgehend von der CRM-Philosophie der aCRM-Begriff definiert, die aCRM-Ziele bestimmt und die aCRM-Bestimmungsfaktoren aufgestellt. Die definierten aCRM-Bestimmungsfaktoren „Differenzierung“, „Kundenprofitabilität“, „Kundenstabilität“ und „Kundenlebenszyklus“ werden in diesem Kapitel durch die Beschreibung der aCRM-Basisaufgaben „Kundensegmentierung“, „Kundenwertberechnung“, „Kundenloyalitätsermittlung“ und „Kundenstufenfestlegung“ in der Aufgabensicht konkretisiert (Kap. 3.2). Der aCRM-Bestimmungsfaktor „Dynamik“ wird dagegen der Ausgangs- und Anknüpfungspunkt der IT-Ebene in Kap. 4 sein.

Auf Grundlage der aCRM-Basisaufgaben werden die Konzepte für die Entwicklung und Umsetzung der CRM-Strategie (Kap. 3.3) sowie für das CRM-Controlling (Kap. 3.4) erstellt. Wesentliches Kennzeichen der CRM-Strategie ist ein kundengruppenbezogenes CRM-Portfolio mit der Integration des Kundenstufenkonzeptes, um die Kunden kundengruppen- und -stufenbezogen zu entwickeln. Die CRM-Strategieumsetzung orientiert sich an Potenzialkennzahlen. Es schließt sich das Konzept für das Controlling der CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung (=CRM-Controlling) an. Nachdem die Steuerungs-, Koordinations- und Informationsversorgungsfunktion des CRM-Controllings erläutert wurden, werden die relevanten CRM-Kennzahlen im CRM-Controlling definiert.



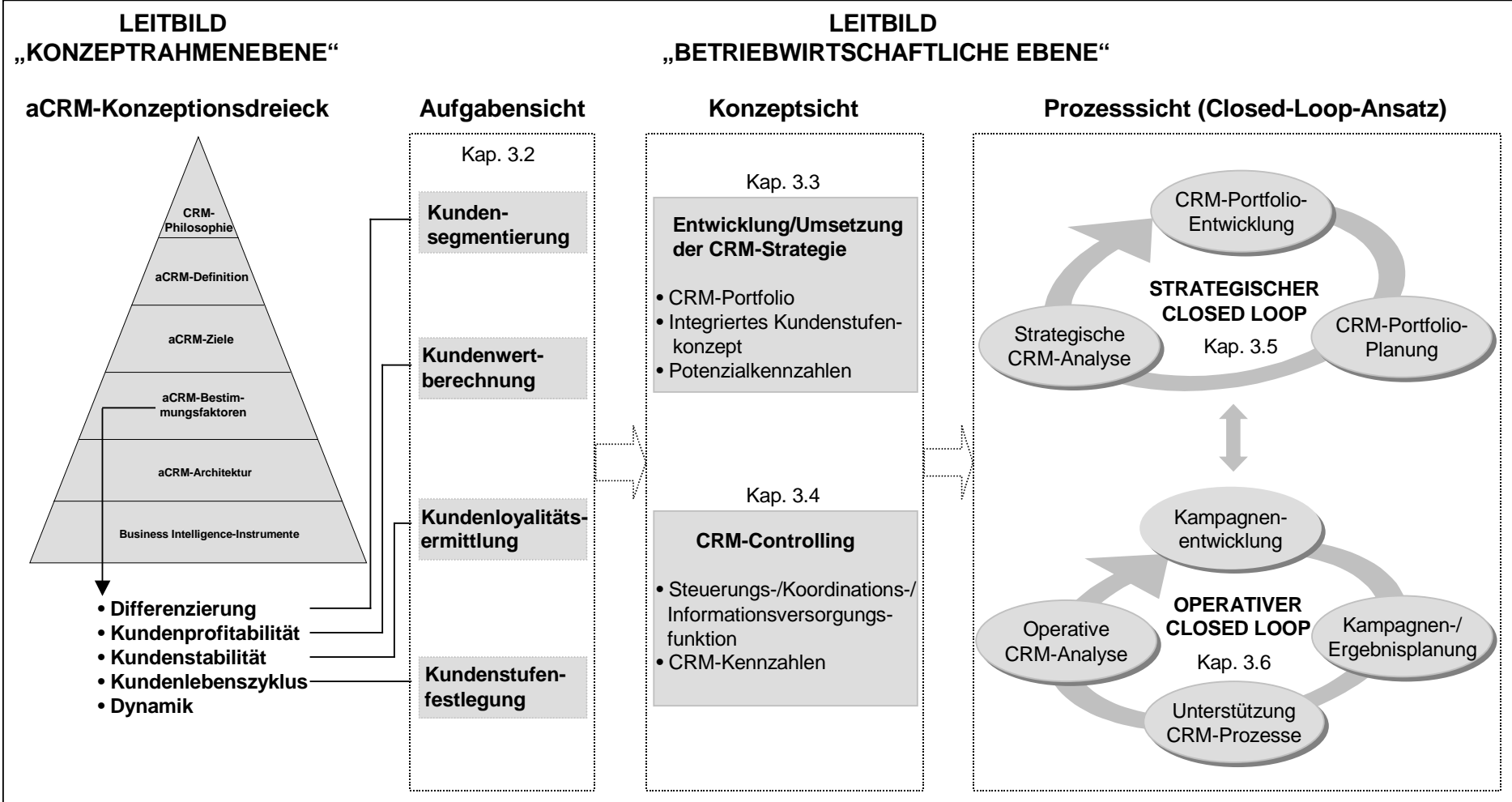


Abb. 3.2: Leitbild „Betriebswirtschaftliche Ebene“ im Zusammenhang mit der „Konzeptrahmenebene“

Die Realisierung der Konzepte „CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung“ sowie „CRM-Controlling“ erfolgt auf Basis von Closed-Loop-Prozessen (Prozesssicht). Die Closed-Loop-Prozesse sind „geschlossene Schleifen“, die dem Managementzyklus – Planung, Umsetzung und Controlling – entsprechen.<sup>270</sup> Über das Controlling, bei dem Effektivitäts- und Effizienzmessungen durchgeführt werden<sup>271</sup>, erzielt man im Closed-Loop-Prozess Lerneffekte, die sofort für den nächsten Closed-Loop-Prozess genutzt werden. Für eine effektive und effiziente Anwendung des aCRM sind der strategische und operative Closed-Loop-Prozess erforderlich.

Der strategische Closed-Loop-Prozess beantwortet die Frage, ob die „richtigen Dinge“ gemacht werden. Ausgangspunkt ist die CRM-Portfolio-Entwicklung für die Erstellung der CRM-Strategie. Mit der Finalisierung der CRM-Strategie wird eine kundengruppen- und -stufenbezogene CRM-Portfolio-Planung (z.B. Anzahl Kunden, Kundenwerte) durchgeführt. Die CRM-Strategie wird über eine Effektivitätsanalyse mittels Plan-/Ist-Vergleiche (strategische CRM-Analyse) regelmäßig überprüft und ggf. angepasst (vgl. Kap. 3.5).

Der operative Closed-Loop-Prozess beginnt mit der Kampagnenentwicklung. Auf Basis der aufgestellten CRM-Portfolio-Planung werden die relevanten Kampagnen abgeleitet, die danach in die Kampagnen- und Ergebnisplanung einfließen. Es schließt sich die operative Umsetzung in Form von CRM-Prozessen (Kampagnen, Angebote, Kontakte etc.) an. Durch eine operative CRM-Analyse mit Plan-/Ist-Vergleichen wird die Effizienz überprüft, um für den nächsten operativen Closed-Loop-Prozess eine Verbesserung anzustreben (vgl. Kap. 3.6).

### **3.2 Basisaufgaben im analytischen CRM**

Die betriebswirtschaftliche Ebene beginnt mit der Erörterung der Aufgabensicht (vgl. Abb. 3.3). Es werden die Basisaufgaben „Kundensegmentierung“, „Kundenwertberechnung“, „Kundenloyalitätsermittlung“ und die „Kundenstufenfestlegung“ diskutiert.

---

<sup>270</sup> Vgl. El Himer/Klem/Mock (2001), S. 89.

<sup>271</sup> Nach Kehl ist die Effizienz ein Maß für die Ergiebigkeit des Instrumentaleinsatzes. Die Effektivität kennzeichnet die generelle Eignung eines bestimmten Instrumentariums zur Erfüllung eines bestimmten Zwecks und/oder Ziels, vgl. Kehl (2000), S. 114 f.

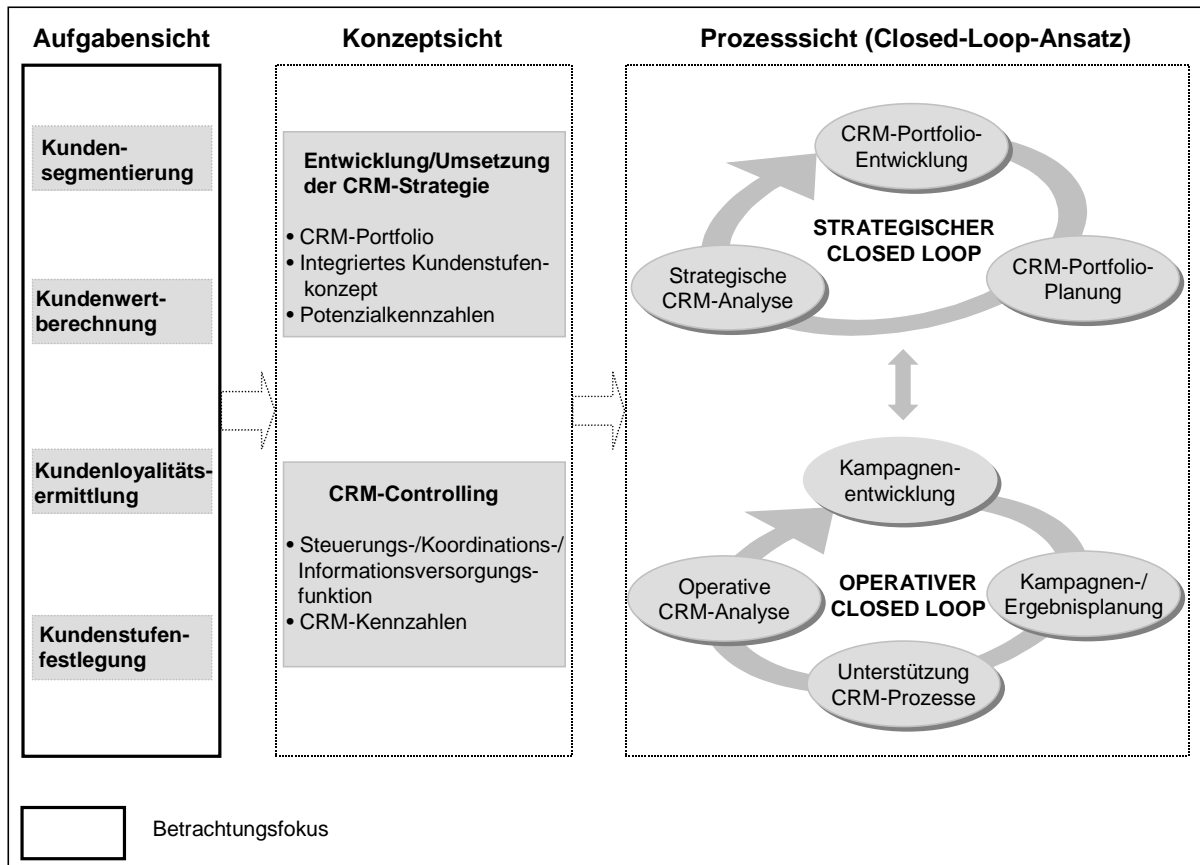


Abb. 3.3: Einordnung der aCRM-Basisaufgaben in die Aufgabensicht der betriebswirtschaftlichen Ebene

### 3.2.1 Kundensegmentierung

Als erste aCRM-Basisaufgabe wird die Kundensegmentierung erörtert. Sie ist aufgrund des aCRM-Bestimmungsfaktors „Differenzierung“ aus Kap. 2.3.3. relevant.

#### 3.2.1.1 Ziele

Um eine selektive Kundenbearbeitung zu ermöglichen, ist eine aussagefähige Kundensegmentierung durchzuführen, damit die unterschiedlichen Bedürfnisse der Kunden in der CRM-Strategie ihre Berücksichtigung finden. Weitere Ziele für die Kundensegmentierung sind:<sup>272</sup>

- *Erhöhung des Wissens über die Kunden:* Zielsetzung ist, eine bessere Kenntnis über die Kundenstruktur und das -verhalten zu erreichen. Das Wissen über die Kunden ist wiederholt zu überprüfen, weil sich die Wertvorstellungen und die Anforderungen der Kunden an das Unternehmen mit der Zeit verändern.

<sup>272</sup> Vgl. Saathoff (2000), S. 122.

- *Gezielter Einsatz der CRM-Maßnahmen:* Es ist eine Verbesserung des Produkt- und Dienstleistungsportfolios anzustreben: Z.B. sollten Kunden-Clubs nur denjenigen Kunden angeboten werden, bei denen auch emotionale Verbundenheit aufgebaut werden kann.<sup>273</sup>
- *Verbesserte Werbebotschaft:* Durch eine zielgruppengerechte Ansprache der Kunden wird eine höhere Qualität bei der Werbebotschaft erreicht.

### 3.2.1.2 Verfahren

Grundsätzlich lassen sich zwei Typen von Kundensegmentierungsverfahren unterscheiden:<sup>274</sup> zum einen das Verfahren der Kundensegmentierung über Annahmen und zum anderen das Verfahren der Kundensegmentierung über Data-Mining-Methoden.

#### 1. Verfahren der Kundensegmentierung über Annahmen

Bei der Kundensegmentierung über Annahmen werden die Zielgruppen nach angenommenen logischen Merkmalen gebildet. Die Einteilung der Kundengruppen erfolgt z.B. nach Geschlecht, Alter oder Wohnort. Auch die Bestellhäufigkeit und das Einkommen können als Segmentierungsmerkmale herangezogen werden. Die Segmentierungen stützen sich dabei auf Erfahrungen.<sup>275</sup>

#### 2. Verfahren der Kundensegmentierung über Data-Mining-Methoden

Dagegen werden bei Verfahren der Kundensegmentierung mit bestimmten Data-Mining-Methoden die Kundengruppen automatisch identifiziert. Bspw. müssten keine Annahmen über die Anzahl der Kundengruppen gemacht werden. Ergebnis der Data-Mining-Methoden könnten auch bislang unbekannte Zusammenhänge sein. Kapitel 7 zeigt eine Kundensegmentierung am Beispiel eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens.

Unabhängig vom Verfahren ist zunächst zu überlegen, welche Merkmale für die Kundensegmentierung ausgewählt werden. Bei der Auswahl gilt aber nicht der Grundsatz, dass durch eine höhere Anzahl von Merkmalen eine aussagefähigere Kundensegmentierung erreicht wird. Damit die Aufteilung der Kunden in homogene Kundengruppen erfolgreich durchgeführt wird, müssen folgende Anforderungen erfüllt werden:<sup>276</sup>

<sup>273</sup> Vgl. Duffner/Henn (2001), S. 68.

<sup>274</sup> Vgl. Butscher/Müller (2006), S. 385 ff.; Gedes (2005), S. 388.

<sup>275</sup> Vgl. Gronover/Riempp (2001), S. 28.

<sup>276</sup> Vgl. Homburg/Sieben (2005), S. 440 f.

#### (1) Kaufverhaltensrelevanz

In der Kundensegmentierung sind die Merkmale zu verwenden, die das Kaufverhalten bestimmen. Im aCRM muss das unterschiedliche Kaufverhalten in den Kundengruppen deutlich werden. Die einzelnen Kundengruppen verhalten sich dabei möglichst homogen. Zwischen diesen Gruppen muss dagegen ein Maximum von Heterogenität vorliegen.

#### (2) Aussagefähigkeit

Die Merkmale sind in der Weise zu wählen, dass grundsätzliche Ansatzpunkte für die Gestaltung und Anwendung von CRM-Maßnahmen (z.B. Serviceangebote) für die einzelnen Kundengruppen geliefert werden. Merkmale für eine differenzierte Kundenansprache sind ebenfalls zu berücksichtigen.

#### (3) Wirtschaftlichkeit

Die notwendigen Segmentierungsmerkmale stammen nicht nur aus internen Unternehmensinformationen, sondern müssen zusätzlich durch Marktforschungsunternehmen erhoben werden. Insbesondere im Rahmen des aCRM sind diese Informationen dauerhaft zu erheben, denn nur dann kann sich das Unternehmen an die Kundenbedürfnisse ständig anpassen. Dabei sollten aber die Kosten einer Kundensegmentierung unter den durch die Kundenbearbeitung erzielten Erträgen liegen.

### 3.2.1.3 Voraussetzungen

#### (1) Bestimmung der Segmentierungsmerkmale

Bei beiden Verfahrenstypen müssen Segmentierungsmerkmale vorliegen (vgl. Abb. 3.4). Die Auswahl der Merkmale hat sich bei den Kundensegmentierungsverfahren historisch entwickelt. Zunächst wurden nur *demografische Merkmale*, d.h. Alter, Geschlecht, Familienstand, Haushaltsgröße etc. für die Segmentierung verwendet.<sup>277</sup>

Weitere Kundenmerkmale sind *sozioökonomische Merkmale*, die Auskunft über die Ausbildung, die Berufstätigkeit, das Einkommen etc. geben. Kreditanträge bei Banken oder das Eröffnen eines Kundenkontos bei einem Versandhandel müssen teilweise aus gesetzlichen Gründen gespeichert werden. Bei den Kreditinstituten sind bspw. die Kunden häufig nach dem Alter, nach dem Einkommen oder nach der Höhe des Geldvermögens unterteilt. Beim Versandhandel ist neben Alter und Einkommen

<sup>277</sup> Vgl. Schmid/Bach/Österle (2000), S. 37.

zusätzlich der Familienstand von Bedeutung.<sup>278</sup> Die Katalogangebote unterscheiden sich für junge Familien und Senioren. Zwar kann in Abhängigkeit vom Familienlebensstand das Produktangebot differenziert und die Produktnachfrage prognostiziert werden. Es können aber keine Aussagen über weitere marketingrelevante Fragestellungen wie die präferierten Kommunikationskanäle oder die Preissensibilität der Kunden hergeleitet werden.<sup>279</sup>

Die Berücksichtigung von *geografischen Merkmalen* wie die Nations-, Regions-, oder Stadt/Land-Betrachtung können dabei Anhaltspunkte für ein regionales Marketing liefern und haben weiteren Beschreibungscharakter für den Kunden.<sup>280</sup>

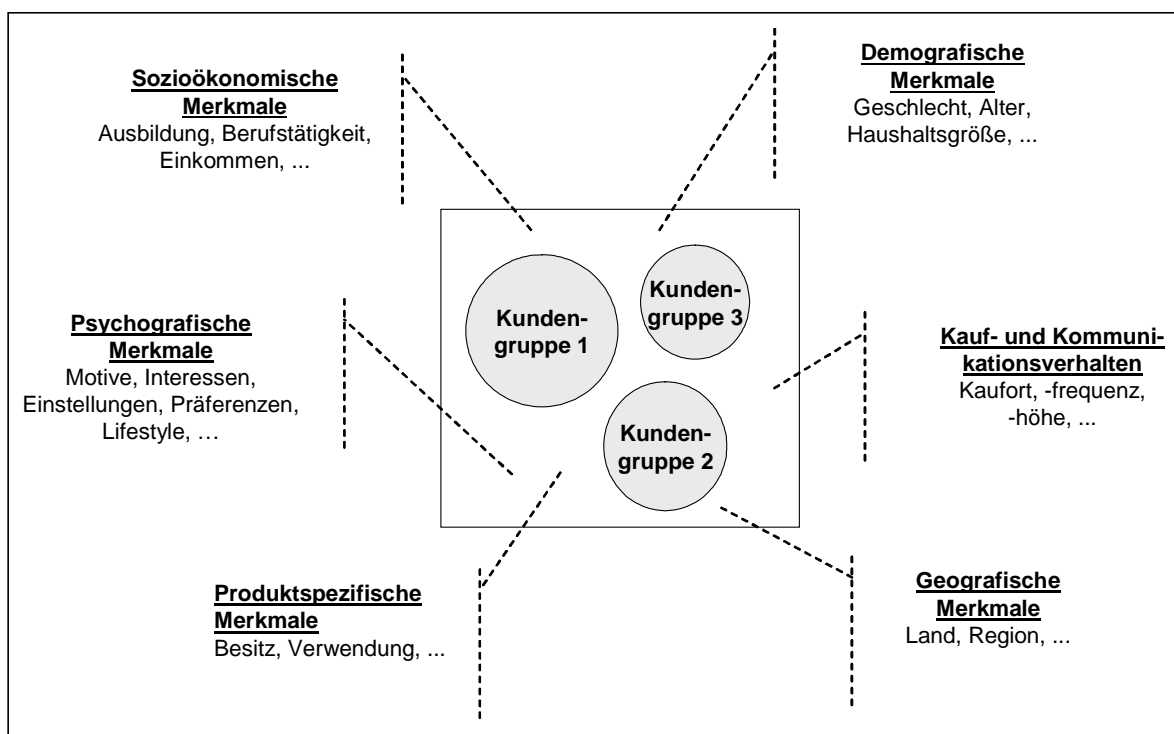


Abb. 3.4: Merkmale für die Kundensegmentierung

Weitere Erkenntnisse für marketingrelevante Fragestellungen liefern dagegen Merkmale des *Kauf- und Kommunikationsverhaltens*. Über die Verkäufe an den Kunden können z.B. der Kaufort, die Kauffrequenz und die Höhe der Ausgaben sowie die Nutzung bestimmter Produkt- und Serviceangebote des Unternehmens ermittelt werden. Hiermit können Aussagen über die bevorzugten Einkaufsstätten, das Preisbewusstsein und die Produktpräferenzen gemacht werden. Ergänzt werden die Informationen durch die Marktforschung und durch Kundenumfragen. Auch sind die Präferenzen über die Mediennutzung zu ermitteln. Die Einbeziehung dieser Merkmale in die Segmentierung

<sup>278</sup> Vgl. Duffner/Henn (2001), S. 72.

<sup>279</sup> Vgl. Schweitzer/Müller-Peters (2001), S. 28.

<sup>280</sup> Vgl. Holland (1999), S. 480.

sollte aber grundlegend überlegt werden. Kunden mit gleichen Produktpräferenzen brauchen z.B. nicht dieselben Einstellungen und Verhaltensweisen in der Kommunikation zu haben.<sup>281</sup>

Des Weiteren werden *psychografische Merkmale* in die Segmentierung einbezogen, weil festgestellt wurde, dass sich die Bedürfnisse der Kunden besser anhand von persönlichen Kriterien als durch soziodemografische oder geografische Merkmale unterscheiden lassen. Dabei können generelle Persönlichkeitsmerkmale wie Lifestyle (Motive, Einstellungen, Interessen), psychologische Merkmale (z.B. soziale Orientierung) oder produktspezifische Merkmale (Präferenzen, Kundenabsichten, Nutzenerwartungen) zur Anwendung gelangen.<sup>282</sup>

Zusätzlich können *produktspezifische Merkmale* durch spezielle Kundenumfragen erhoben werden. Die Motive für den Besitz oder die Verwendung eines bestimmten Produktes eines Unternehmens können z.B. in Erfahrung gebracht werden.

## (2) Beschaffung der Segmentierungsmerkmale über mikrogeografische Systeme

Weil spezielle Kundenumfragen mit hohen Kosten verbunden sind, bieten sich im ersten Schritt mikrogeografische Daten an. Viele der beschriebenen Merkmale sind in mikrogeografischen Systemen enthalten. Durch Anreicherung der (Kunden)-Adressen eines Unternehmens um diese mikrogeografischen Daten, werden die Adressen aussagefähiger. Mikrogeografische Systeme setzen das Konsumverhalten von Kunden in direkte Beziehung zu ihrem Wohnumfeld. Der Aufbau der mikrogeografischen Systeme beruht auf dem Neighbourhood-Effekt. Dieser entsteht, weil die Konsumenten innerhalb eines Wohngebietes in vielen Bereichen Verhaltenshomogenität aufweisen.<sup>283</sup>

Dabei geht man davon aus, dass das Konsumverhalten von Personen, die in enger Nachbarschaft leben, dieselben Interessen und Freizeitaktivitäten haben und den gleichen Lebensstil pflegen. Die Wohnstandortwahl kann durch vier Merkmale erklärt werden:<sup>284</sup>

- das Einkommen,
- die Stellung im Lebenszyklus,
- Lebensstilpräferenzen,
- die Einstellung zum Berufspendeln.

<sup>281</sup> Vgl. Duffner/Henn (2001), S. 74 f.

<sup>282</sup> Vgl. Brasch/Köder/Rapp (2007), S. 67; Munzer (2000), S. 40.

<sup>283</sup> Vgl. Kotler/Keller/Bliemel (2007), S. 205; Munzer (2000), S. 89.

<sup>284</sup> Vgl. Lindstädt (2001), S. 249 f.

Da die Personen lediglich anhand des Wohnumfeldes eingeschätzt werden und keine Individualdaten ausgewertet werden müssen, können Konflikte mit der Datenschutz-Gesetzeslage umgangen werden. Die Zellgröße muss aus Datenschutzsicht mindestens fünf Haushalte umfassen.<sup>285</sup>

Es lassen sich u.a. mikrogeografische Zielgruppen ableiten, die auf Basis von räumlichen, kleinen und zusammenhängenden Einheiten gebildet werden. Das können Straßenabschnitte, Häuserblocks und auch einzelne Häuser sein. Diese sog. mikrogeografischen Zellen sind in der Weise zu bilden, dass das Phänomen der sozialen Segregation erkennbar ist.

Die mikrogeografischen Zielgruppen können dabei auf unterschiedlichen Annahmen beruhen. Die Zielgruppen-Typologie von *M.C. & Leo Burnett* hat eine ganzheitliche Betrachtung von Individuen zum Inhalt. Es werden die Lebensführung und der Verhaltensstil analysiert. Bei der Typologie *sozialer Milieus* liegt dagegen die Hypothese zugrunde, dass der Mensch in seinem Wesen nicht nur genetisch codiert, sondern ein Produkt seiner Sozialisation ist. Damit ist die typische Sichtweise der Schichtengesellschaft angesprochen. Eine weitere Typologie ist die Euro-Socio-Styles-Typologie. Sie wurde unter der Annahme entwickelt, dass sich westeuropäische Gesellschaften gleichmäßig sozial entwickelt haben. Die Zielgruppen werden ländergrenzübergreifend gleichartig definiert.<sup>286</sup> Zielgruppen-Typologien haben aber nicht den Bezug zum konkreten Produkt des Unternehmens.

### 3.2.2 Kundenwertberechnung

Die zweite aCRM-Basisaufgabe ist die Kundenwertberechnung. Sie kommt aufgrund des aCRM-Bestimmungsfaktors „Verbessertes Unternehmensergebnis“ aus Kap. 2.3.3 zum Einsatz.

#### 3.2.2.1 Ziele

Im Mittelpunkt stehen nicht einzelne Transaktionen zwischen einem Unternehmen und einem Kunden, sondern der Aufbau und Erhalt einer langfristigen, profitablen Kundenbeziehung.<sup>287</sup> Damit wird das Ziel verfolgt, Fehler in der Kundenakquisition, in der Kundenbindung und in der Kundenwerterhöhung zu vermeiden:

---

<sup>285</sup> Vgl. Nitsche (1997), S. 50.

<sup>286</sup> Vgl. Pepels (1999), S. 488 ff.

<sup>287</sup> Vgl. Stahl/Matzler (2001), S. 61.



#### (1) Fehler in der Kundenakquisition

Das Unternehmen verfolgt das Ziel, jeden potenziellen Kunden zu akquirieren, wenn keine Kundenwertberechnung berücksichtigt wird. Einige Kunden haben aber kein Interesse an den angebotenen Leistungen des Unternehmens, weil ihre Bedürfnisse zu spezifisch sind. Konkurrenten können die Erwartungen dieser Kunden viel besser erfüllen. Aus diesem Grund sollte man sich auf die werthaltigen Schlüsselkunden konzentrieren.<sup>288</sup>

#### (2) Fehler in der Kundenbindung

Fehler in der Kundenbindung liegen in der fehlenden Kundenbeachtung und im schlechten Service. Weil sich die Kunden nicht hinreichend umsorgt fühlen, wandern sie zur Konkurrenz ab. Kundenbindungsprogramme sind in der Lage, den Weggang zu verhindern. Da die Programme mit hohen Kosten verbunden sind, müssen die Kundenbindungsmaßnahmen erfolgsorientiert ausgerichtet sein.

#### (3) Fehler in der Kundenwerterhöhung

Bei der Kundenwerterhöhung werden Cross-/Up-Selling-Chancen nicht wahrgenommen. Der Kundenkontakt bzw. die Auftragsnachverfolgung sind unzureichend. Die Kundenpotenziale müssen für die Sicherstellung des Unternehmenserfolgs durch die Konzentration auf die profitablen Kunden ausgeschöpft werden.<sup>289</sup>

### 3.2.2.2 Verfahren

Im Folgenden werden die ABC-Umsatzanalyse, die Kundendeckungsbeitragsrechnung, die Customer-Lifetime-Value-Analyse, die lebenszyklusorientierte Kundendeckungsbeitragsrechnung und das Scoring-Modell zur Bestimmung des Kundenwertes erläutert. Als Kundenwert wird der vom Anbieter wahrgenommene, bewertete Betrag eines Kunden bzw. einer Kundengruppe zur Erreichung der monetären und nicht-monetären Ziele verstanden.<sup>290</sup>

#### (1) ABC-Umsatzanalyse

Die häufigste Methode zur Bestimmung des Kundenwertes, die in der Unternehmenspraxis eingesetzt wird, ist die ABC-Analyse auf Umsatzbasis. Sie ist eindimensional, weil nur der Umsatz zur Bewertung der Kunden herangezogen wird.<sup>291</sup> Die Kunden werden anhand der erzielten Umsätze in eine Rangordnung gebracht und in Klassen eingeteilt.

---

<sup>288</sup> Vgl. Stahl (1996), S. 1.

<sup>289</sup> Vgl. Helm/Günter (2001), S. 23 f.

<sup>290</sup> Vgl. Wirtz/Schilke (2004), S. 26; Cornelsen (2000), S. 38.

<sup>291</sup> Vgl. Gerard/Grether (2004), S. 421; Eggert (2001), S. 43 f.

Die Klasseneinteilung entspricht oft einem 20:80-Ansatz, d.h. mit ca. 20 % der Kunden wird 80 % des Umsatzes erzielt.

Der grundsätzliche Vorteil dieser Methode ist die Einfachheit der Ermittlung.<sup>292</sup> Nachteilig ist, dass die Kunden mit dem höchsten Jahresumsatz nicht gleichzeitig den höchsten Gewinn erbringen müssen. Kundenakquisitions- und Kundenbindungsmaßnahmen können für einen A-Kunden so hoch ausfallen, dass möglicherweise ein B-Kunde mit geringerem Umsatz aufgrund niedrigerer Kundenbearbeitungskosten viel attraktiver für das Unternehmen ist.<sup>293</sup>

Auch die mangelnde Potenzialorientierung der ABC-Analyse ist zu kritisieren. Ein C-Kunde, der einen hohen Bedarf an einem bestimmten Produkt oder einer Dienstleistung hat, könnte diesen überwiegend bei der Konkurrenz decken. Bei niedriger Kundenloyalität des Kunden bei der Konkurrenz sind gerade CRM-Maßnahmen einzuleiten, um das übrige Potenzial des Kunden mit dem Ziel abzuschöpfen, den Kunden von einem C- zu einem B- bzw. A-Kunden zu entwickeln.<sup>294</sup>

## (2) Kundendeckungsbeitragsrechnung

Eine verbesserte Kundenbewertung und eine Aussage über die Rentabilität der Kunden liefert die kundenbezogene Erfolgsrechnung.<sup>295</sup> Den Umsätzen werden jene Kosten gegenübergestellt, die eindeutig durch eine bestimmte Kundenbeziehung verursacht werden. Zunächst werden ausgehend von den Nettoumsatzerlösen die variablen Herstellkosten zum Abzug gebracht. Ergebnis ist der produktbezogene Deckungsbeitrag I (vgl. Abb. 3.5). Für eine Rentabilitätsbeurteilung reicht diese Deckungsbeitragsgröße nicht aus, weil noch viele unterschiedliche kundenindividuelle Kosten anfallen. Indem direkte auftragsbezogene variable Vertriebs- und Marketingkosten wie die Angebotserstellungs- und Auftragsabwicklungskosten etc. vom Kundendeckungsbeitrag I abgezogen werden, erhält man den auftragsbezogenen Kundendeckungsbeitrag II. Ein weiterer Erkenntnisgewinn wird erhalten, wenn noch kundenbezogene Rabatte sowie Kosten für kundenspezifische Auftrags- und Logistikanpassungen berücksichtigt werden. Über die Sonderwünsche des Kunden gibt der Kundendeckungsbeitrag III Auskunft. Um die Kundenbeziehung noch differenzierter zu betrachten, können bei einer direkten Betreuung des Kunden über einen Key Account Manager Kundenakquisitions- und Kundenbindungskosten direkt dem Kunden zugerechnet werden.<sup>296</sup> Ergebnis ist der

<sup>292</sup> Vgl. Becker (2001), S. 125.

<sup>293</sup> Vgl. Kehl (2001), S. 206.

<sup>294</sup> Vgl. Neckel/Knobloch (2005), S. 200 ff.; Köhler (2005), S. 407 ff.

<sup>295</sup> Vgl. Palloks (1999), S. 288.

<sup>296</sup> Vgl. Köhler (2005), S. 423 f.

Kundendeckungsbeitrag IV. Bisher wurden die variablen Vertriebs- und Marketingkosten differenziert zugerechnet. Es wurde noch nicht der administrative Aspekt der Kundenbetreuung betrachtet. Es sind zusätzlich die fixen kundenbezogenen Einzelkosten, die unabhängig von den Kundenaufträgen anfallen und kurzfristig nicht disponibel sind, zum Abzug zu bringen (z.B. Kosten des Kundendienstes). Der Kundendeckungsbeitrag V gibt Auskunft, inwieweit sich Entscheidungen über die Organisation der Kundenbetreuung auf den Kundendeckungsbeitrag auswirken.

Bruttoumsatzerlöse nach Kunden - Erlösschmälerungen (Rabatte, Skonti) <b>= Nettoumsatzerlöse</b> - variable Herstellkosten der bezogenen Leistungen <b>= Kunden-DB I (produktbezogen)</b> - direkte auftragsbezogene variable Vertriebs- und Marketingkosten <ul style="list-style-type: none"> <li>• Angebotserstellungskosten</li> <li>• Auftragsabwicklungskosten</li> <li>• spezifische Verpackungs- und Versandkosten (Etikettierung)</li> </ul> <b>= Kunden-DB II (auftragsbezogen)</b> - direkte kundenbezogene variable Vertriebs- und Marketingkosten <ul style="list-style-type: none"> <li>• kundenbezogene Rabatte</li> <li>• Kosten der kundenspezifischen Auftragsanpassung</li> <li>• Kosten kundenspezifischer Logistikdienstleistungen</li> </ul> <b>= Kunden-DB III</b> - indirekte kundenbezogene variable Vertriebs- und Marketingkosten <ul style="list-style-type: none"> <li>• Kundenakquisitionskosten</li> <li>• Kundenbindungskosten</li> </ul> <b>= Kunden-DB IV</b> - fixe Einzelkosten der Kunden <ul style="list-style-type: none"> <li>• Kosten des Kundendienstes</li> </ul> <b>= Kunden-DB V</b>
---

Abb. 3.5: Schema einer Kundendeckungsbeitragsrechnung<sup>297</sup>

Die Kundendeckungsbeitragsrechnung ist wie die ABC-Analyse auf Umsatzbasis vergangenheitsorientiert.<sup>298</sup> Gleichmaßen kritisch ist, dass die kundenbezogene Deckungsbeitragsrechnung periodenbezogen ausgerichtet ist. Kundenindividuelle Anlaufkosten für den Aufbau von Kundenbeziehungen, die erst in späteren Perioden Erlöse generieren, werden in der Kundendeckungsbeitragsrechnung nicht berücksichtigt.<sup>299</sup> An dieser Stelle setzt die Customer-Lifetime-Value-Analyse an.

### (3) Customer-Lifetime-Value-Analyse

Die Customer-Lifetime-Value-Analyse ist gegenüber den vorigen Methoden nicht statischer, sondern dynamischer Natur. Der Wert des Kunden wird über die gesamte Geschäftsbeziehung betrachtet. Der Customer-Lifetime-Value-Ansatz basiert auf der Kapitalwertmethode aus der Investitionsrechnung. Der Kunde wird dabei als Investitions-

<sup>297</sup> In Anlehnung an Reichmann (2006), S. 533.

<sup>298</sup> Vgl. Tomczak/Rudolf-Sipötz (2001), S. 131.

<sup>299</sup> Vgl. Stahl/Hinterhuber/von den Eichen/Matzler (2006), S. 232; Reckenfelderbäumer/Welling (2001), S. 326.

objekt betrachtet.<sup>300</sup> Durch die Abzinsung aller künftig aus einer Kundenbeziehung zu erwartenden Zahlungsströme auf den Gegenwartszeitpunkt wird der Customer Lifetime Value berechnet. Die Idee beruht darauf, dass das Unternehmen zunächst hohe Auszahlungen für die Anbahnung und Pflege einer Kundenbeziehung tätigen muss. Die Rückflüsse in Form von Einzahlungen der Kunden erfolgen dann in einer späteren Periode.<sup>301</sup> Das Unternehmen nimmt bspw. Aufwendungen in der kundenindividuellen Ansprache, bei Verträgen oder in der laufenden Betreuung vor. Durch die angestrebten Kaufabschlüsse mit den Kunden entstehen die Einzahlungen.

Die Ein- und Auszahlungen werden nicht nur prognostiziert, sondern auch über die Verzinsung diskontiert. Denn zukünftige Zahlungsströme sind unsicher, und das Geld könnte alternativ z.B. in festverzinslichen Wertpapieren angelegt werden.<sup>302</sup> Der Unterschied zu einer Kapitalmarktanlage liegt darin, dass die Investition in einer Kundenbeziehung mit einem höheren Risiko verbunden ist. So brauchen Kunden keine hohe Kundenloyalität dem Unternehmen entgegenzubringen (vgl. Kapitel 3.2.3). Die Abwanderungsgefahr zur Konkurrenz ist hoch. Der Kalkulationszinsfuß sollte dabei das Risiko für einzelne Kunden bzw. Kundengruppen abbilden.<sup>303</sup> Grundsätzlich liegt bei der Customer-Lifetime-Value-Berechnung ein Prognoseproblem vor. Dieses bezieht sich auf die Festlegung der Kundenlebenszykluszeit und auf die Zahlungsströme.<sup>304</sup>

In der weitergehenden Kundenwertforschung wird versucht, auch indirekte Werttreiber in die Customer-Lifetime-Value-Analyse zu integrieren, wie bspw. das Informations- und Referenzpotenzial. Das Informationspotenzial umfasst sämtliche Informationen des Kunden, die der Kunde dem Unternehmen liefert und die auch vom Unternehmen genutzt werden (z.B. Prozessoptimierungen). Das Referenzpotenzial wird bestimmt durch die Anzahl potenzieller Kunden, die ein Kunde durch Weiterempfehlungsverhalten und Beziehungsnetzwerken erreichen kann.<sup>305</sup> Meyer/Shaffu stellen allerdings fest, dass die Berücksichtigung indirekter Werttreiber erheblich schwieriger ist. Bei einer Analyse des Referenzpotenzials auf dem Mobilfunkmarkt muss schon erheblicher Aufwand betrieben werden, diesen zu ermitteln. Individuell muss die Kosten-/Nutzen-Relation abgewogen

---

<sup>300</sup> Vgl. Homburg/Werner (1998), S. 140.

<sup>301</sup> Vgl. Zezelj (2000), S. 15; Meyer/Weingärtner/Döring (2001), S. 75.

<sup>302</sup> Vgl. Müller/Gelbrich (2001), S. 521.

<sup>303</sup> Vgl. Günter (2001), S. 218.

<sup>304</sup> Vgl. Bruhn/Hadwich/Georgi (2005), S. 662; Scholl/Heinzer (2005), S. 811.

<sup>305</sup> Vgl. Stahl/Hinterhuber/von den Eichen/Matzler (2006), S. 233 f.  
Tomczak/Rudolf-Sipötz (2001), S. 135 ff.

werden.<sup>306</sup> Eine Vertiefung über das Kundenwertmanagement ist bspw. bei *Schneider* zu finden.<sup>307</sup>

#### (4) Lebenszyklusorientierte Kundendeckungsbeitragsrechnung

Die Ermittlung des Customer Lifetime Value ist aufgrund der Nachteile mit Schwierigkeiten verbunden. Ein pragmatischer Ansatz zur Abbildung der gesamten Geschäftsbeziehung ist die lebenszyklusorientierte Kundendeckungsbeitragsrechnung. Dabei können zunächst Erkenntnisse über die vergangenen Zahlungsströme für den Aufbau einer lebenszyklusorientierten Deckungsbeitragsrechnung gewonnen werden. Die Deckungsbeitragsentwicklung wird über die Zeitreihe betrachtet. Ausgangspunkt ist wiederum die Kundendeckungsbeitragsrechnung, in der die Umsatz- und Kostenbestandteile stufenweise zu Deckungsbeiträgen ermittelt werden. Die Summe aus gegenwärtigen und zukünftig zu prognostizierenden Deckungsbeiträgen bildet das Kundendeckungsbeitragspotenzial.<sup>308</sup> Damit kann der Ansatz eines fiktiven Kalkulationszinssatzes vermieden werden, sodass das Customer-Lifetime-Value-Konzept und das Kundendeckungsbeitragspotenzial im Prinzip identisch ist. Allerdings wird das Risiko nun direkt in der Kostenreihe abgebildet.

Im Folgenden wird eine lebenszyklusorientierte Deckungsbeitragsrechnung am Beispiel einer fiktiven Kundengruppe in einem Produktions- und Logistikunternehmen dargestellt, die über fünf Jahre entwickelt werden soll (vgl. Tab. 3.1). Für diese Kundengruppe wird im ersten Jahr ein Umsatzerlös von 2 Mio. € erwartet. Aufgrund pessimistischer Erwartung wird mit einem jährlichen Umsatzrückgang von 10 % gerechnet [1]. Zu Beginn müssen zum Aufbau der Vertriebsinfrastruktur 1,5 Mio. € aufgewendet werden [3]. Für die Auftragserfüllung müssen jährliche Rüst- und Produktionsanpassungskosten in Höhe von 400 T€ angesetzt werden [4]. Des Weiteren sind am Ende des Lebenszyklus Folgekosten anzusetzen, die durch einmalige Rückführungskosten (450 T€) entstehen [5].

Während der fünf Jahre entstehen Kosten für die Auftragserfüllung, die im ersten Jahr 800 T€ betragen. Bspw. sind variable Herstellkosten, auftragsbezogene Etikettierungskosten und variable kundenbezogene Vertriebskosten zu nennen. Aufgrund von Erfahrungs- und Lernkurveneffekten in der Produktion nehmen die kundenbezogenen variablen Kosten jährlich um 50 T€ ab [7].

<sup>306</sup> Vgl. Meyer/Shaffu (2007), S. 31 ff.

<sup>307</sup> Vgl. Schneider (2007), S. 35 ff.

<sup>308</sup> Vgl. Palkos (1999), S. 296.

Positionen (in T€)	Jahr						
	0	1	2	3	4	5	6
[1] Umsatzerlöse einer Kundengruppe		2000	1800	1620	1458	1312	
[2] Umsatzerlöse (kum.)		2000	3800	5420	6878	8190	
[3] Vorlaufkosten zur Schaffung der Vertriebsinfrastruktur	1500						
[4] Vorlaufkosten für Rüst- und Produktionsanpassungskosten		400	400	400	400	400	
[5] Folgekosten							450
[6] Summe Vorlauf- und Folgekosten (kum.)		2350	2750	3150	3550	3950	
[7] Kosten der Auftragserfüllung		800	750	700	650	600	
[8] Kosten der Auftragserfüllung (kum.)		800	1550	2250	2900	3500	
[9] Deckungsbeitrag V (Betriebsergebnis) [1] - [4] - [7]		800	650	520	408	312	
[10] Deckungsbeitrag V (kum.) [2] - [6] - [8]		-1150	-500	20	428	740	

Tab. 3.1: Lebenszyklusorientierte Kundendeckungsbeitragsrechnung

Auf dieser Basis kann eine lebenszyklusorientierte Deckungsbeitragsrechnung aufgebaut werden (vgl. Tab. 3.1). Zunächst ist erkennbar, dass die Deckungsbeiträge jährlich abnehmen. Der Grund liegt darin, dass der erwartete Umsatzrückgang größer als die Kosteneinsparungen in der Produktion ausfällt. Um die Geschäftsbeziehung zur Kundengruppe über die gesamten fünf Jahre beurteilen zu können, ist die Deckungsbeitragsentwicklung über die Zeitreihe zu analysieren. Dabei werden die Umsatzerlöse, die Vorlauf- und Folgekosten sowie die Kosten für die Auftragserfüllung kumulativ ermittelt. Bei der kumulativen Betrachtung sind auch die Vorlaufkosten für die Schaffung der Vertriebsinfrastruktur und die Folgekosten in Form von Rückführungskosten zu berücksichtigen. Werden diese Kostenkategorien nicht eingerechnet, so ergeben sich massive Ergebnisverfälschungen. Deshalb werden diese Kostenkategorien gleich im ersten Jahr berücksichtigt. Der kumulative Deckungsbeitrag V zeigt, dass die Geschäftsbeziehung zur Kundengruppe in den ersten beiden Jahre noch negative Ergebnisse ausweist. Im dritten Jahr haben sich die Kosten amortisiert. Für die Kundengruppe wird danach ein positiver kumulativer Deckungsbeitrag erzielt.

Der Vorteil einer lebenszyklusorientierten Kundendeckungsbeitragsrechnung besteht darin, dass sie auf der „klassischen“ Kundendeckungsbeitragsrechnung aufsetzt. Auch das Ansetzen eines fiktiven Kalkulationszinsfußes wird vermieden. Das Prognoseproblem bleibt allerdings bestehen.

Eine weitere Möglichkeit der Kundenwertermittlung ist der Einsatz eines Scoring-Modells, damit nicht nur monetäre Größen zur Kundenwertermittlung herangezogen werden.

### (5) Scoring-Modelle

Scoring-Modelle sind mehrdimensional und führen monetäre und nicht-monetäre Kriterien zusammen. Sie sind mathematisch einfach strukturiert. Durch Einbeziehen neuer Merkmale sind sie aber differenzierbar und anpassbar. Die Bewertung des Kunden wird durch einen einzigen Scorewert wiedergegeben. Zunächst müssen die relevanten Merkmale ermittelt werden. Diese Merkmale erhalten in Abhängigkeit von ihrer Bedeutung einen Gewichtungsfaktor. Die Ausprägungen der Merkmale (numerische Merkmale können dabei zunächst in Klassen eingeteilt werden) werden in einem weiteren Schritt Punkte zugeordnet. Indem man die gewichteten Punkte für jeden Kunden summiert, ergibt sich der Scorewert.<sup>309</sup>

Als bekanntestes Verfahren wird die *RFMR*-Methode eingesetzt. In Analysen wurde empirisch festgestellt, dass drei Merkmale eine besonders hohe Aussagekraft besitzen:<sup>310</sup>

1. Datum des Kaufs (*Recency*)
2. Kaufhäufigkeit (*Frequency*)
3. Umsatzhöhe (*Monetary Ratio*)

Je näher der letzte Kauf des Kunden zurückliegt, je häufiger der Kunde kauft und je höher der getätigte Umsatz ist, desto wahrscheinlicher wird ein Wiederholungskauf. Durch die Scorewertberechnung kann der Kundenwert bestimmt werden.

Der Vorteil der Scoring-Modelle liegt in der Einfachheit der Ermittlung. Problematisch sind die subjektive Kriterienauswahl und die Bestimmung der Gewichtungsfaktoren für die einzelnen Merkmale. Aufgrund der Aggregation zu einem einzigen Scorewert können kompensatorische Effekte zwischen den Merkmalen nicht vermieden werden.<sup>311</sup>

#### 3.2.2.3 Voraussetzungen

Voraussetzung für die Anwendung der ABC-Umsatzanalyse und des Scoring-Modells ist, dass die Umsatzgröße bzw. die monetären und nicht-monetären Kriterien vorliegen.

Demgegenüber muss bei dem Einsatz einer Kundendeckungsbeitragsrechnung bzw. lebenszyklusorientierten Kundendeckungsbeitragsrechnung ein kundenorientiertes Rechnungswesen ausgestaltet werden.<sup>312</sup> Das setzt voraus, dass die Kostenarten und Erlöse, die sich auf die Kunden beziehen, durch logische Verknüpfungsregeln aus der Datenbasis der Grundrechnung abrufbar sein müssen. Durch die Verknüpfung bspw. der Produktkosten, der

<sup>309</sup> Vgl. Helm/Günter (2001), S. 16.

<sup>310</sup> Vgl. Liu/Shih (2005), S. 388 f.; Breitschuh (2001), S. 68 f.

<sup>311</sup> Vgl. Helm/Günter (2001), S. 17; Gierl/Kurbel (1997), S. 178.

<sup>312</sup> Vgl. Köhler (2005), S. 404 ff.

Auftragsposition, des Auftrages und der Kundennummer kann eine sog. Bezugshierarchie aufgebaut werden. Auf jeder Stufe der Hierarchie werden die Kosten und Erlöse ohne Schlüsselung zugeordnet. Damit wird eine verursachungsgemäße Zuordnung erreicht.

Relevant für ein entscheidungsbezogenes Rechnungswesen ist, dass die Kosten und Erlöse den Untersuchungsobjekten (z.B. Key Accounts) nach dem Prinzip der Veränderungsrechnung zuzuordnen sind.<sup>313</sup> Das bedeutet, dass sie im Rahmen des aCRM von den Maßnahmen der Kundenakquisition und -bindung verursacht bzw. beeinflusst werden.

Bei der Customer-Lifetime-Value-Analyse sind dagegen die Zahlungsein- und -ausgänge pro Kunden zu erfassen. Zusammenfassend zeigt Abb. 3.6 die Vor- und Nachteile der einzelnen Kundenwertmethoden.

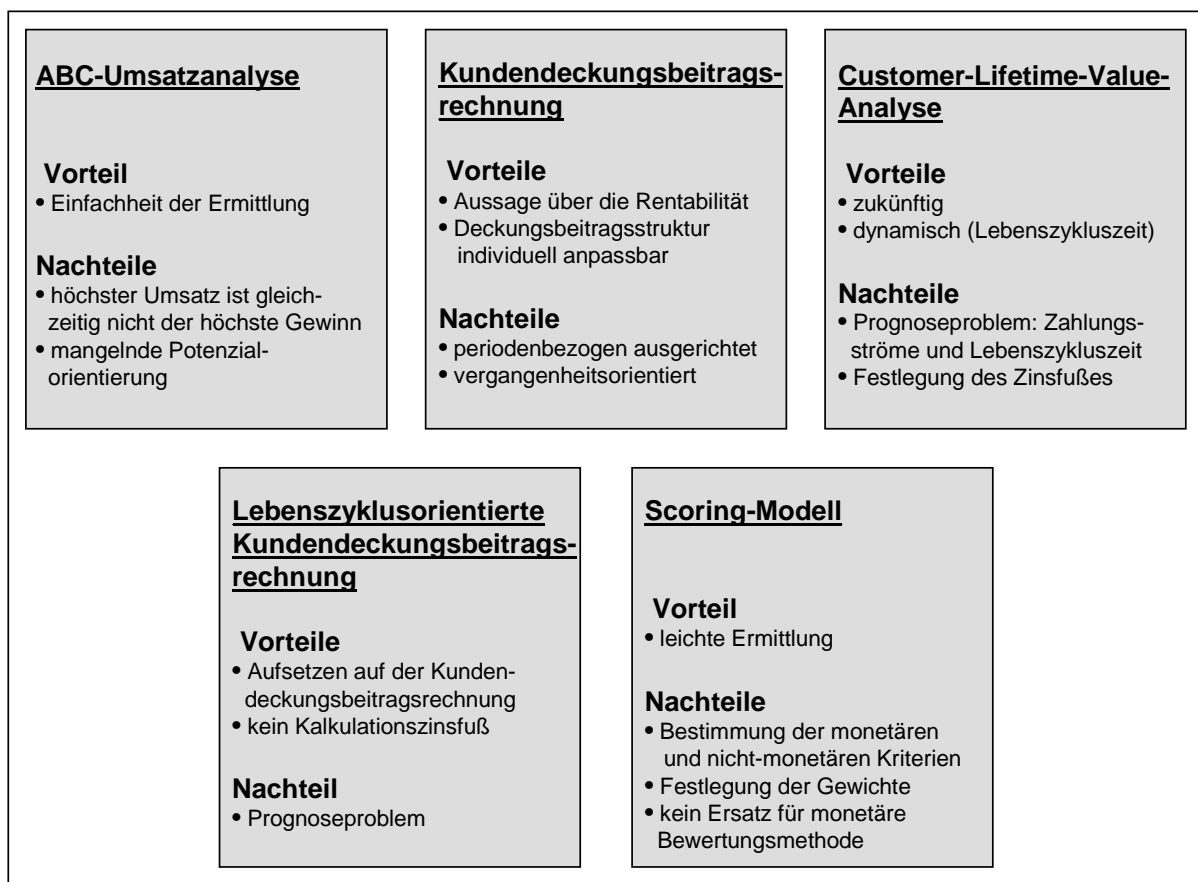


Abb. 3.6: Vor- und Nachteile der einzelnen Kundenwertmethoden

### 3.2.3 Kundenloyalitätsermittlung

Neben der Kundensegmentierung und der Bestimmung des Kundenwertes ist die dritte aCRM-Basisaufgabe die Ermittlung der Kundenloyalität. Durch die Berücksichtigung der Kundenloyalität wird der aCRM-Bestimmungsfaktor der Kundenstabilität (vgl. Kap. 2.3.3) erfüllt.

<sup>313</sup> Vgl. Köhler (2005), S. 406.



### 3.2.3.1 Ziele

Zielsetzung für die Erreichung einer erhöhten Kundenloyalität ist, dass der Kunde langfristig an das Unternehmen gebunden wird. Der Grund dieser Bemühungen liegt darin, dass die Kundenakquisition gegenüber der Bindung bestehender Kunden mit einem höheren Aufwand verbunden ist. *Reichheld/Sasser* stellen fest, dass die Erträge mit einer länger andauernden Kundengeschäftsbeziehung ansteigen.<sup>314</sup>

Dafür verantwortlich sind sinkende Betriebskosten, die mit zunehmender Kauffrequenz erreicht werden, die Erzielung höherer Preise für Produkte und Dienstleistungen sowie die Weiterempfehlung (positive Mund-zu-Mund-Kommunikation). Auch hohe Kundenabwanderungsraten beeinflussen den Gewinn des Unternehmens maßgeblich.

### 3.2.3.2 Verfahren

Als wichtiger Indikator zur Bestimmung der Kundenstabilität (vgl. Kap. 2.1.4) stand zunächst die Kundenzufriedenheit im Vordergrund. Kundenzufriedenheit ist definiert als „das Urteil eines Menschen, inwieweit seine Erwartungen in einer erlebten Situation positiv erfüllt worden sind. Die Zielsetzung von Kundenzufriedenheitsumfragen besteht darin, welchen Nutzenbeitrag einzelne Leistungsmerkmale beisteuern“.<sup>315</sup> Es musste allerdings festgestellt werden, dass Kundenzufriedenheit zwar eine notwendige, aber keine hinreichende Bedingung für Kundenloyalität bzw. Kundenbindung ist.<sup>316</sup> Obwohl der Kunde zufrieden ist, wechselt er aufgrund eines besseren Angebotes oder Services zur Konkurrenz. Dieses Phänomen wird als „Variety Seeking“ bezeichnet. Ein Kunde ist immer auf der Suche nach Abwechslung und führt den Wechsel durch, wenn ihm bei einem Konkurrenzunternehmen ein höherer Nutzen geboten wird.<sup>317</sup>

Beispielsweise haben Kreditinstitute die Erfahrung gemacht, dass auch bei hoher Kundenzufriedenheit die Kunden wegen geringfügig besserer Konditionen zum Mitwettbewerber wechseln.<sup>318</sup> Bei Krankenkassen wurde festgestellt, dass nur „sehr zufriedene“ Kunden loyal gegenüber ihren Krankenkassen sind. Bei den „zufriedenen“ Kunden war diese Loyalität nicht mehr vorhanden. Sie sind damit generell wechselgefährdet.<sup>319</sup>

Die Kundenloyalität ist der entscheidende Indikator für eine langfristige Kundenbeziehung. Kundenloyalität entsteht erst, wenn ein Kunde mehrere positive Käufe über den Zeitablauf

<sup>314</sup> Vgl. Reichheld/Sasser (2000), S. 139 ff.

<sup>315</sup> Vgl. Schober (2007), S. 35 ff.; Müller-Hagedorn (2001), S. 37 f.

<sup>316</sup> Vgl. Homburg/Giering/Hentschel (2005), S. 83; Förster/Kreuz (2002), S. 22 ff.; Newell (2000), S. 53.

<sup>317</sup> Vgl. Töpfer (1999), S. 464.

<sup>318</sup> Vgl. Homburg/Werner (1997), S. 17.

<sup>319</sup> Vgl. Töpfer (2001), S. 189; Dick/Basu (1994), S. 99 ff.

tätigt, insgesamt zufrieden ist und Vertrauen aufbaut. Kundenzufriedenheit stellt demnach die Basis für die Kundenloyalität dar. Gegenüber der Zufriedenheit ist die Kundenloyalität allerdings eine längerfristige und stabile Komponente. Es wurde festgestellt, dass man an dem zukünftigen Kundenverhalten die Kundenloyalität viel besser als an dem bisherigen Verhalten ablesen kann.<sup>320</sup> Es wird auch von „unechter Kundenloyalität“ gesprochen, wenn der Kunde ein hohes Wiederkaufsverhalten zeigt, aber eine negative Einstellung aufgrund von Bequemlichkeit, mangelnden Alternativen etc. aufweist. Deshalb ist es für die Operationalisierung der Kundenloyalität wichtig, dass sie in den Dimensionen „tatsächliches Verhalten“ (Verhaltensaspekte) und „Verhaltensabsichten“ (Einstellungsaspekte) unterteilt werden. Die Operationalisierung der Kundenloyalität lehnt sich an *Homburg/Bruhn* an.<sup>321</sup> Die Faktoren des tatsächlichen Verhaltens (Verhaltensaspekte) sind Wiederkauf, Zukauf und Weiterempfehlung. Die positive Einstellung des Kunden zum Unternehmen werden durch die Faktoren Wiederkaufs-, Zukaufs- und Weiterempfehlungsabsicht (Einstellungsaspekte) gemessen (vgl. Abb. 3.7).

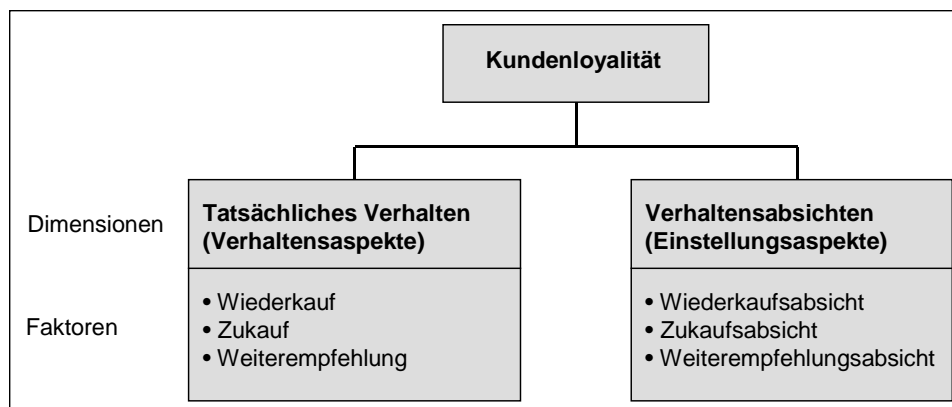


Abb. 3.7: Faktoren der Kundenloyalität

Die Kundenloyalität stellt für das aCRM eine strategische Zielgröße dar. Weil die Kundenloyalität in Kombination mit dem Kundendeckungsbeitrag als Kundenwertgröße zum CRM-Portfolio für die CRM-Strategieentwicklung zusammengeführt wird (vgl. Kap. 3.3), wird für das aCRM-Konzept empfohlen, dass für die Operationalisierung der Kundenloyalität nur die Verhaltensabsichtsfaktoren berücksichtigt werden. Zwei Gründe sprechen dafür. Die Kundenloyalität ist eine Messgröße für die langfristige Kundenstabilität. Diese Langfristigkeit wird speziell durch die Verhaltensabsichten wiedergespiegelt. Als weiterer Grund ist anzuführen, dass in dem Kundendeckungsbeitrag bereits der tatsächliche Wieder- und Zukauf enthalten ist. Abb. 3.8 zeigt die Faktoren der Kundenloyalität für das aCRM-Konzept. Durch Mittelwertbildung der Wiederkaufs-, Zukaufs- und Weiterempfehlungsabsicht wird sie für jeden Kunden

<sup>320</sup> Vgl. Neckel/Knobloch (2005), S. 13 ff.

<sup>321</sup> Vgl. Homburg/Bruhn (2005), S. 8 f.

ermittelt. Die Kundenloyalität wird zur einfachen Verständlichkeit auf einer Skala von 0 bis 100 angegeben.

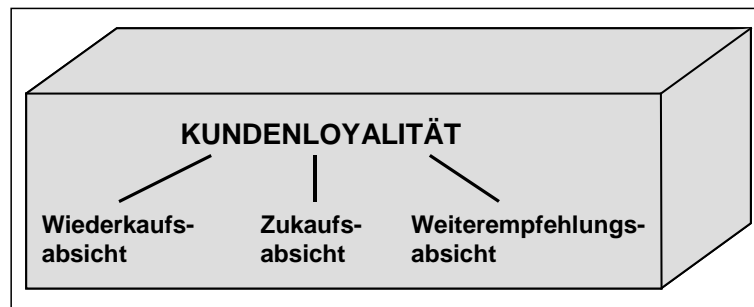


Abb. 3.8: Ermittlung der Kundenloyalität im aCRM-Konzept

### 3.2.3.3 Voraussetzungen

#### (1) Durchführung von Kundenbefragungen

Voraussetzung für die Kundenloyalitätsermittlung im aCRM-Konzept sind Kundenumfragen. Zielsetzung ist, über einzelne Fragen die einzelnen Faktoren der Kundenloyalität zu ermitteln. Tabelle 3.2 zeigt gängige Fragen für die Ermittlung der Kundenloyalität.

Faktoren der Kundenloyalität	Fragen
Wiederkaufsabsicht	Wenn Sie das betrachtete Produkt/die betrachtete Dienstleistung nochmals kaufen müssten, würden Sie es/sie wieder bei der Firma XY kaufen?
	Wenn Sie das betrachtete Produkt/die betrachtete Dienstleistung das nächste Mal kaufen, wird es wieder bei der Firma XY sein?
Zukaufsabsicht	Werden Sie auch beim Kauf anderer Produkte/Dienstleistungen die Firma XY in Erwägung ziehen?
	Würden Sie langfristig einen steigenden Anteil Ihres Bedarfs bei der Firma XY decken?
Weiterempfehlungsabsicht	Würde Sie die Firma XY weiterempfehlen?
	Würden Sie Freunden und Bekannten zum Kauf bei der Firma XY raten?

Tab. 3.2: Gängige Fragen zur Ermittlung der Kundenloyalität bei den Kunden<sup>322</sup>

Es ist zu prüfen, welche Methode zur Datenerhebung am zweckmäßigsten ist. Als Methoden sind die schriftlichen, die persönlichen und die telefonischen Befragungen zu nennen. Die schriftliche Befragung ist am weitesten verbreitet. Sie kann aber nur begrenzt Hintergründe zur Kundenloyalität liefern. Dabei wird zwischen einem Fragebogen und einer Online-Befragung über das Internet unterschieden.<sup>323</sup>

<sup>322</sup> Vgl. Homburg/Fürst (2005), S. 564.

<sup>323</sup> Vgl. Witt (2004), S. 77 ff.

Die größte Informationsqualität erhält man über die persönliche Befragung. Der Nachteil liegt aber in den extrem hohen Kosten. Um aussagefähige Data-Mining-Analysen durchführen zu können, sind eine hohe Anzahl von Befragungen erforderlich. Die telefonische Befragung bietet sich hierfür an, weil die Vorteile der schriftlichen und mündlichen Befragung verbunden werden (vgl. Tab. 3.3).

	<b>Schriftliche Befragung</b>	<b>Persönliche Befragung</b>	<b>Telefonische Befragung</b>
<b>Antwortrate</b>	tendenziell niedriger, aber stark beeinflussbar	hoch	hoch
<b>Kosten</b>	gering bis mittel	hoch	mittel bis hoch
<b>Kontrolle der Erhebungssituation</b>	gering (von wem und wie wird der Fragebogen ausgefüllt?)	sehr gut	gut
<b>Objektivität der Ergebnisse</b>	hoch	sehr problematisch (Interviewereinfluss)	problematisch (Interviewereinfluss), aber durch Schulung steuerbar

Tab. 3.3: Beurteilung der verschiedenen Erhebungsformen<sup>324</sup>

## (2) Berücksichtigung des Datenschutzes

Damit das aCRM-Konzept greift, sind die Daten der Kundenbefragungen mit den internen Kundenstammdaten des Unternehmens zu verknüpfen. Erst dadurch können umfassende Kundenprofile für handlungsrelevante CRM-Maßnahmen ermittelt werden.

Die Verknüpfung kann allerdings nicht auf Kundenebene erfolgen, weil die vorliegende Datenschutzgesetzgebung verletzt würde. Nach dem § 1 Abs. 1 des Bundesdatenschutzgesetzes (BDSG) schränkt das Erfassen, Übermitteln und Analysieren personenbezogener Daten das Recht der Bürger auf informationelle Selbstbestimmung ein. Das Ziel des BDSG besteht darin, diese Beeinträchtigung des Einzelnen und des Allgemeinwohls zu verhindern. Dieses Ziel wird dadurch erreicht, dass die Erhebung, Verarbeitung und Nutzung personenbezogener Daten generell untersagt wird. Mit der Erhebung ist aber bspw. nicht die Speicherung der Kundendaten eines Vertrages gemeint, sondern die Erhebungsverfahren der Marktforschung wie z.B. Kundenbefragungen. Auch die „Verarbeitung“ der personenbezogenen Daten im BI-Data Warehouse ist untersagt.<sup>325</sup>

Zudem werden die Kundenbefragungen zumeist von Marktforschungsinstituten durchgeführt. Diese Marktforschungsinstitute sind im Arbeitskreis Deutscher Markt- und Sozialforscher e.V. (ADM) oder im Berufsverband Deutscher Markt- und Sozialforscher e.V. (BVM) organisiert. Beide Verbände haben sich zum sog. IHK/ESOMAR-Kodex

<sup>324</sup> Vgl. Homburg/Faßnacht/Werner (2000), S. 517.

<sup>325</sup> Vgl. Neckel/Knobloch (2005), S. 121 ff.

(internationaler Kodex für die Praxis der Markt- und Sozialforschung) verpflichtet.<sup>326</sup> Dieser besagt, dass keine Weitergabe von Daten erfolgt, die ihre Person erkennen lassen. Auch das Einholen einer Einwilligung bei den Befragten zur Weitergabe von Daten in personenbezogener Form an Dritte, welches von den Unternehmen (Auftraggeber der Marktforschungsinstitute) ggf. als Lösungsansatz angeführt wird, ist aus Sicht der Verbände standeswidrig und deshalb untersagt. Als Grund wird angeführt, dass die Marktforschung insgesamt gefährdet ist, weil ohne Zusage der absoluten Vertraulichkeit die meisten Menschen nicht bereit sind, sich an einer Umfrage zu beteiligen.<sup>327</sup>

Aus Sicht des aCRM liegen also Kundenumfragen anonym vor, während interne Kundendaten personenbezogen gespeichert sind. Um dennoch eine Verknüpfung zu realisieren, kann die Zuordnung nicht kundenbezogen erfolgen, sondern über eine große Anzahl verschiedener „Strukturinformationen“, die zur Verfügung stehen.<sup>328</sup> Damit sind z.B. sozioökonomische, demografische und produktspezifische Merkmale gemeint (vgl. Kap. 3.2.1.3). Ähnlich der „mikrogeografischen Zelle“ der mikrogeografischen Systeme liegt jetzt eine „Kleinzellenebene“ vor, die ermöglicht, die anonymen Kundenumfrageergebnisse auf die personalisierte Kundenebene zu übertragen. Das Verfahren wird Data Matching genannt und wird in Kap. 4.5.2.4. näher beschrieben. Die Größe der Kleinzellenebene darf aber nicht so gering sein, dass über die Strukturinformationen auf den Einzelkunden geschlossen werden kann. Sie sollte sich an der Zellgröße der mikrogeografischen Systeme orientieren. Diese umfasst aus Datenschutzsicht mindestens fünf Haushalte. Diese fünf Haushalte sind in Abstimmung mit dem Datenschutzbeauftragten des Unternehmens auf eine Personenzahl herunterzubrechen, die die Kleinzelle mindestens umfassen muss.

Dieses Verknüpfungskonzept sollte integraler Bestandteil eines modernen Datenschutzkonzeptes sein. Gemäß der CRM-Philosophie sollten sich die Datenschutzmaßnahmen nach den Kundenbedürfnissen ausrichten. Das kundenorientierte Datenschutzkonzept sollte mit offener Kommunikation und hoher Transparenz zum Kunden gestaltet werden. Es könnte bspw. folgende Elemente aufweisen:<sup>329</sup>

- *Datenschutz als Wettbewerbsvorteil*

Datenschutz wird als kundennutzenerhöhender Zusatzbestandteil eines Produktes (Value-Added-Service) verstanden und als solcher offensiv beworben, analog z.B. zu Garantieleistungen, die über die gesetzlich vorgeschriebene Gewährleistungspflicht

---

<sup>326</sup> Vgl. Wiegand (2005), S. 8.

<sup>327</sup> Vgl. o.V. (2008), S. 1 ff.

<sup>328</sup> Vgl. Liehr (2001), S. 730.

<sup>329</sup> Vgl. Neckel/Knobloch (2005), S. 130 ff.

hinausgehen. Das Werben eines kundenorientierten Datenschutzkonzeptes kann ein zusätzliches wichtiges Differenzierungskriterium des Unternehmens sein.

- *Informierte Einwilligung*

Ein kundenorientiertes Datenschutzkonzept setzt auf einer informierten und freiwilligen Einwilligung der Kunden auf. Eine Einwilligung darf nicht – wie überwiegend praktiziert – als Voraussetzung für einen Vertragsabschluss gemacht werden. Der Kunde muss klar erkennen, bezüglich welcher Daten er für die Speicherung und Analyse einwilligt.

- *Transparenz durch Selbstverpflichtung*

Die Unternehmen sollten sich verpflichten, diese kundenbezogenen Daten nicht an Dritte weiterzugeben. Zudem wäre zu überlegen, ob den Kunden direkter Zugriff auf ihre Daten gewährt wird. Auch die Kontaktdaten des Datenschutzbeauftragten des Unternehmens sollten den Kunden bekannt sein.

- *Auditierung*

Um noch mehr Transparenz und Vertrauen bei den Kunden zu erreichen, wäre zu überlegen, ob sich die Unternehmen von sachkundiger, externer Stelle prüfen lassen. Durch dieses Datenschutz-Audit wird zusätzlich mehr Bewusstsein für den sensiblen Umgang mit den Kundendaten im Unternehmen geschaffen.

### **3.2.4 Kundenstufenfestlegung**

Als letzte aCRM-Basisaufgabe wird die Festlegung der Kundenstufen erörtert. Sie basiert auf dem aCRM-Bestimmungsfaktor „Kundenlebenszyklus“ (vgl. Kap. 2.3.3).

#### **3.2.4.1 Ziele**

Kundenstufenkonzepte haben das Ziel, aktiv die Kunden zu entwickeln. Für jede Kundenstufe lassen sich Empfehlungen für die Akquisition und das Betreuungskonzept der Kunden ableiten. Aufgrund veränderter Kundenbedürfnisse ändert sich im Zeitablauf entsprechend die Stufe der Kunden. Gemäß der Kundenstufenfestlegung richtet sich das Unternehmen auf diese Veränderung aus. Es wird in Abhängigkeit von der jeweiligen Kundenstufe die Kundenansprache differenziert gestalten.<sup>330</sup>

#### **3.2.4.2 Verfahren**

Zur Umsetzung des Kundenstufenkonzeptes lassen sich grundsätzlich das Verfahren nach dem Kundenstufenleiter-Konzept und das Verfahren nach dem Kundenlebenszyklus-Konzept unterscheiden.

---

<sup>330</sup> Vgl. Neckel/Knobloch (2005), S. 27 ff.

(1) Verfahren nach dem Kundenstufenleiter-Konzept

Jeder Kunde erhält eine Bewertungskennziffer gemäß der erreichten Stufenfolge. Diese Kundenstufen kann man als Stufenleiter interpretieren.<sup>331</sup> Je höher die Kundenstufe des Kunden auf der Leiter ist, desto wertvoller ist der Kunde für das Unternehmen. Die Kundenstufenbildung kann z.B. nach den Auftrags- bzw. Kaufwahrscheinlichkeiten durchgeführt werden. Die Leiter hätte dann die Stufen „Werbekontaktierer“, „Produktinteressenten“, „Kaufinteressenten“, „Erstkäufer“, „Folgekäufer“ und „Mehrfachkäufer“.<sup>332</sup>

In Abhängigkeit der erreichten Stufe würde der Kunde unterschiedlich angesprochen werden. Wird über alle Kunden festgestellt, dass bei bestimmten Kundenstufen Abwärtsbewegungen zu verzeichnen sind, können sofort Gegenmaßnahmen eingeleitet werden.

(2) Verfahren nach dem Kundenlebenszyklus-Konzept

Bei dem Kundenlebenszyklus-Konzept leiten sich die einzelnen Kundenstufen aus dem Lebenszyklus der Kunden ab. Der Kundenlebenszyklus erstreckt sich von der Akquisitionsphase über den Aufbau und die Stabilisierung bis hin zu einer möglichen Trennung. Folgende Phasen sind bspw. typisch für einen Kundenlebenszyklus:<sup>333</sup>

1. Kennenlernphase
2. Startphase
3. Penetrationsphase
4. Reifephase
5. Krisenphase
6. Trennungsphase

In Abhängigkeit von der Phase sind die Kundenstufen abzuleiten. Dabei kann einer Phase eine oder mehrere Kundenstufen zugeordnet werden. Bspw. kann die Penetrationsphase die Kundenstufe „Folgekäufer“ und „Mehrfachkäufer“ haben. Für jede Kundenstufe ist wie bei dem Kundenstufenleiter-Konzept zu überlegen, welche CRM-Maßnahmen dort einzusetzen sind.

Der vorliegende aCRM-Ansatz verfolgt auch ein Kundenstufenverfahren nach dem Kundenlebenszyklus-Konzept, das in den folgenden Kapiteln der CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung sowie dem CRM-Controlling zum Tragen kommt. Die Definition der Kundenstufen orientiert sich dabei nach dem Interessenten-, Kundenbindungs- und Rückgewinnungsmanagement (vgl. Kap. 2.4.1). Als Kundenstufen werden für das Interessenten-

<sup>331</sup> Vgl. Winkelmann (2005), S. 125.

<sup>332</sup> Vgl. Rudolph/Rudolph (2000), S. 113.

<sup>333</sup> Vgl. Duffner/Henn (2001), S. 106.

management der „Akquisekunde“, für das Bestandskundenmanagement der „Bestandskunde“ und „Cross-/Up-Selling-Kunde“ sowie für das Rückgewinnungsmanagement der „Wechselkunde“ und der „Reakquisekunde“ gewählt (vgl. Abb. 3.9). Nach der Reakquise werden diese Kunden wieder als Bestandskunden behandelt.

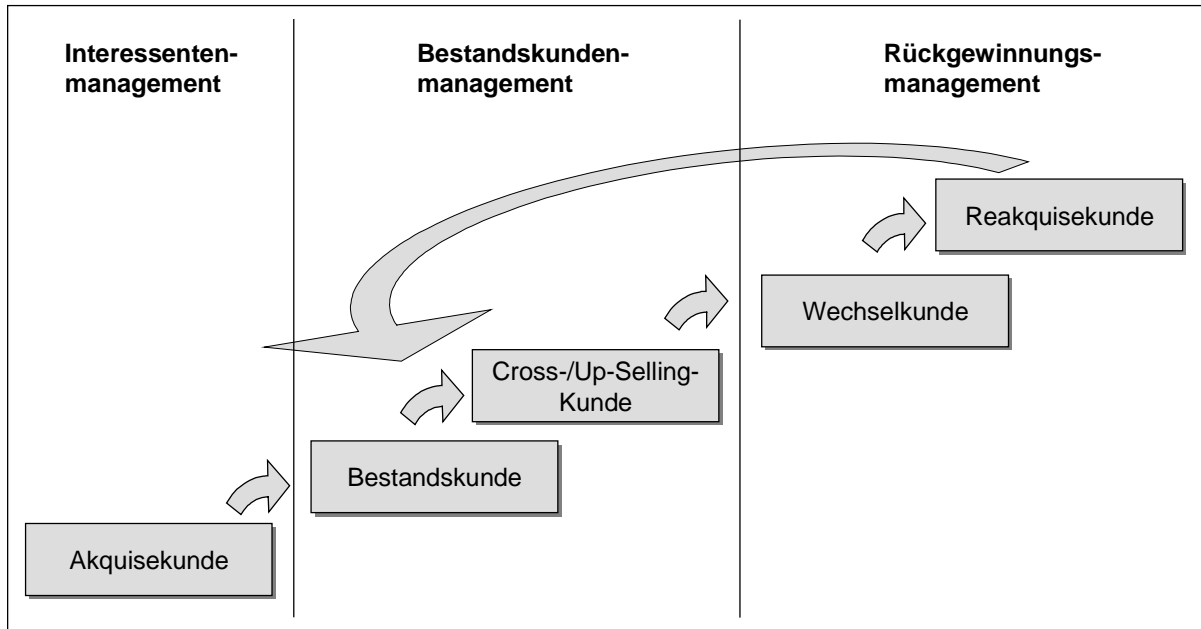


Abb. 3.9: Abbildung des Kundenlebenszyklus durch Kundenstufen

### 3.2.4.3 Voraussetzungen

Voraussetzung beider Verfahren ist eine klare und eindeutige Definition der Kundenstufen. Jeder Kunde ist dabei genau einer Kundenstufe zuzuordnen. Zudem muss die Kundenstufe als weiteres Merkmal im Kundenstamm des oCRM-Systems aufgenommen werden, damit die Vertriebsmitarbeiter immer die aktuellen Kundenstufen erhalten, um diese bei ihrer persönlichen Kundenansprache berücksichtigen zu können.

Um das Kundenlebenszyklus-Konzept des aCRM-Ansatzes im Folgenden weiter zu verwenden, werden die Kundenstufen eindeutig definiert (vgl. Tab. 3.4). Zunächst liegen „reine“ Adressen von externen Datenbanken im Unternehmen vor. Auf Basis dieser Adressen wird das Interessentenmarketing durchgeführt. Bekundet der Adressat Interesse, wird er als Akquisekunde eingestuft. Für diese Kunden werden Akquisitionsmaßnahmen (z.B. Werbung, Direktmarketing) durchgeführt, um den Akquisekunden ein konkretes Angebot zu unterbreiten. Wenn der erste Auftrag oder Vertrag abgeschlossen wurde bzw. das erste Produkt (z.B. im Warenhaus) verkauft wurde, wechselt die Kundenstufe und der „Akquisekunde“ wird zum „Bestandskunden“.



Beim „Cross-/Up-Selling-Kunden“ handelt es sich um Bestandskunden, die einen zusätzlichen bzw. höherwertigen Kauf eines Produktes durchführen. „Cross-Selling-Kunden“ haben dabei das Interesse, ein zusätzliches Produkt zu kaufen. „Up-Selling-Kunden“ streben dagegen den Kauf eines höherwertigen Produkts an.

Kundenlebenszyklus	Kundenstufe	Definition der Kundenstufe
Interessentenmanagement	Akquisekunde	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Qualifizierungsmaßnahme des Interessentenmarketings ist erfolgreich</li> <li>• Kunde bekundet bspw. Interesse an dem Produkt</li> </ul>
Bestandskundenmanagement	Bestandskunde	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Akquisekunde erteilt ersten Auftrag, schließt ersten Vertrag ab oder kauft erstes Produkt</li> </ul>
	Cross-Selling-Kunde	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bestandskunde, der ein zusätzliches Produkt kauft</li> </ul>
	Up-Selling-Kunde	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bestandskunde, der ein höherwertiges Produkt kauft</li> </ul>
Rückgewinnungsmanagement	Wechselkunde	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bestandskunde (ohne Vertragsbeziehung zum Unternehmen), der oberhalb der durchschnittlichen Wiederkauffrequenz liegt</li> <li>• Bestandskunde, der seinen Vertrag kündigt</li> </ul>
	Reakquisekunde	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Wechselkunde, der erneut einen Auftrag erteilt, einen Vertrag abschließt oder ein Produkt kauft</li> </ul>

Tab. 3.4: Operationalisierung der Kundenstufen

„Wechselkunden“ sind Bestands- oder Cross-/Up-Selling-Kunden, die keinen Kontakt mit dem Unternehmen oberhalb der mittleren Wiederkauffrequenz haben. Diese Zahl ist für Unternehmen relevant, die auf Basis von Kundenaufträgen arbeiten oder Produkte (ohne explizite Auftragserteilung) verkaufen. Bei Unternehmen, die Verträge abschließen, kann man direkt die Wechselkunden erkennen, wenn sie ihren Vertrag kündigen.

„Wechselkunden“ können durch entsprechende CRM-Maßnahmen wieder zurückgewonnen werden. Dann wechselt die Kundenstufe zum „Reakquisekunden“.

### 3.2.5 Zusammenfassende Darstellung im Hinblick auf die Konzept- und Prozesssicht des aCRM

Als Grundlage für den aCRM-Einsatz wurden in diesem Abschnitt die aCRM-Basisaufgaben Kundensegmentierung, Kundenwertberechnung, Kundenloyalitätsermittlung und Kundenstufenfestlegung diskutiert, die integraler Bestandteil der Konzept- und Prozesssicht des aCRM der folgenden Kapitel sind.

Konkret werden im folgenden Abschnitt für die Entwicklung der CRM-Strategie die aCRM-Basisaufgaben Kundensegmentierung, Kundenwertberechnung und die Kundenloyalitäts-

ermittlung zum sog. CRM-Portfolio zusammengeführt („Grundkonzept“). Im „erweiterten Konzept“ werden anschließend die Kundenstufen des Kundenlebenszyklus-Konzeptes aus Kap. 3.2.4 berücksichtigt.

Bezüglich der Kundensegmentierung wird im folgenden Grundkonzept das Verfahren der Kundensegmentierung über Annahmen verwendet (vgl. Kap. 3.3). Im Rahmen des strategischen Closed-Loop-Prozesses wird der Konzeptansatz weiterentwickelt, indem das Verfahren der Kundensegmentierung über Data-Mining-Methoden verwendet wird (vgl. Kap. 3.5.1.2).

Die gleiche Vorgehensweise liegt bei der Kundenwertberechnung vor. Während im Grundkonzept für die CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung der Kundenwert im CRM-Portfolio allgemein (ohne konkrete Auswahl des Kundenwertverfahrens) verwendet und diskutiert wird (vgl. Kap. 3.3), wird im Rahmen des strategischen Closed-Loop-Prozesses für die konkrete Umsetzung die Kundendeckungsbeitragsrechnung als Kundenwertverfahren herangezogen (vgl. Kap. 3.5.1.1). Für langfristige CRM-Maßnahmenentscheidungen wird die lebenszyklusorientierte Kundendeckungsbeitragsrechnung eingesetzt (vgl. Kap. 3.5.1.3).

Diese Vorgehensweise wird auch bei der Kundenloyalitätsermittlung angewendet. Die Kundenloyalität ist auch integraler Bestandteil des CRM-Portfolios. Die konkrete Umsetzung erfolgt wieder im Rahmen des strategischen Closed-Loop-Prozesses, indem sich die Kundenloyalitätsermittlung aus dem Mittelwert der Wiederkaufs-, Zukaufs- und Weiterempfehlungsabsicht über alle Kunden ergibt.

Die jeweiligen Begründungen für die Auswahl der jeweiligen Verfahren werden in den folgenden Kapiteln in den Detailbeschreibungen gegeben.

### **3.3 Konzept für die Entwicklung und Umsetzung der CRM-Strategie**

Nachdem die aCRM-Basisaufgaben diskutiert wurden, wird in diesem Kapitel das Konzept für die Entwicklung und Umsetzung der CRM-Strategie erstellt. Abb. 3.10 zeigt die Einordnung in das Leitbild der betriebswirtschaftlichen Ebene.

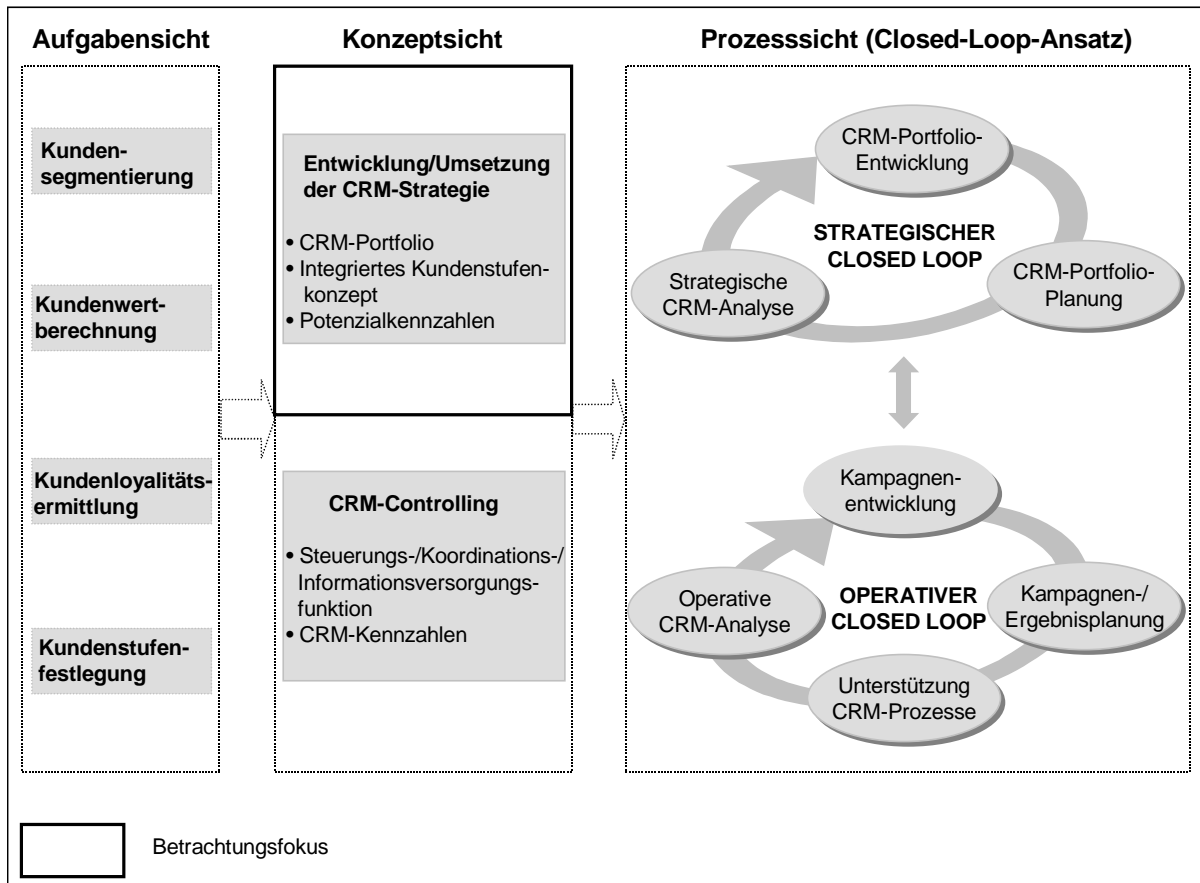


Abb. 3.10: Einordnung der Entwicklung/Umsetzung der CRM-Strategie in die Konzeptseite der betriebswirtschaftlichen Ebene

### 3.3.1 Grundkonzept der CRM-Strategieentwicklung auf Basis von Bestandskunden

Ausgangspunkt der Überlegungen ist die Erstellung des CRM-Portfolios für die Bestandskunden, weil viel Wissen über die Bestandskunden durch Erfahrungen und Kundendaten im Unternehmen vorliegt. Zunächst erfolgt die Erstellung des CRM-Portfolios auf klassische Weise. Während die Anordnung der Kundengruppen im CRM-Portfolio auf Basis vorliegender Daten stattfindet, wird die CRM-Maßnahmenableitung über Annahmen bzw. Erfahrungen durchgeführt.

#### 3.3.1.1 CRM-Portfolio

Für strategische Fragestellungen hat sich die Portfolio-Technik als geeignetes Instrument bewährt.<sup>334</sup> Weil beim aCRM die Konzentration auf einer langfristigen und profitablen Kundenbeziehung liegt, werden als Dimensionen der Kundenwert und die Kundenloyalität herangezogen.

<sup>334</sup> Vgl. Bruhn/Hadwich/Georgi (2005), S. 668 ff.

Innerhalb des CRM-Portfolios werden die Kundengruppen positioniert (vgl. Abb. 3.11). Die Kundengruppen werden dabei als Kreise im Portfolio dargestellt. Der Mittelpunkt der Kreise repräsentiert die durchschnittliche Kundenloyalität bzw. den durchschnittlichen Kundenwert. Diese ergeben sich, wenn die entsprechenden Werte der Kundengruppen durch die Anzahl der Kunden geteilt werden. Durch den Umfang des Kreises wird die Kundengruppengröße, also die Kundenanzahl, visualisiert.

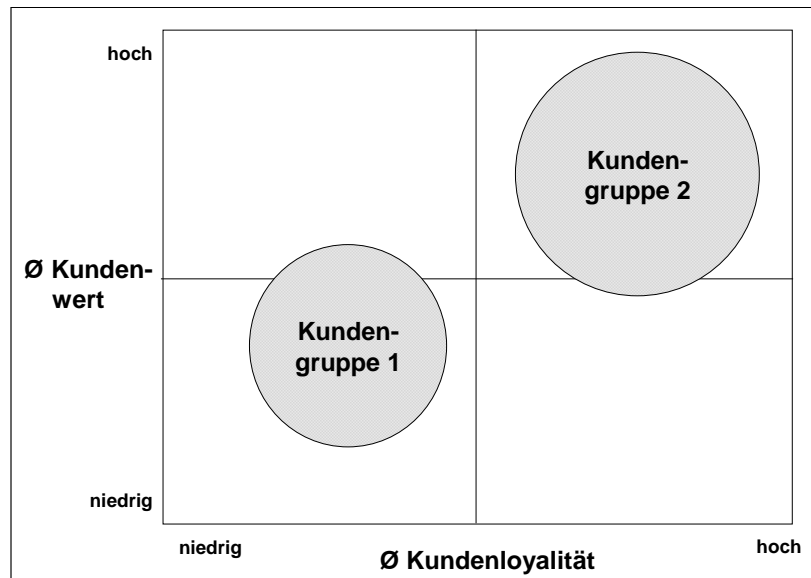


Abb. 3.11: CRM-Portfolio

Die Zielsetzung des aCRM-Portfolios besteht darin, dass die einzelnen Kundengruppen über eingeleitete CRM-Maßnahmen eine verbesserte Kundenstabilität (= Erhöhung der Kundenloyalität) und Kundenprofitabilität (= Erhöhung des Kundenwertes) erreichen.

### 3.3.1.2 CRM-Maßnahmenableitung aus dem CRM-Portfolio über Annahmen

Für die Erstellung der CRM-Strategie ist auf Basis gesammelter Erfahrungen und Erkenntnissen zu überlegen, bei welchen Kundenbeziehungen CRM-Maßnahmen zur Steigerung der Kundenloyalität auch zur Steigerung des Kundenwertes führen können (vgl. Abb. 3.12).<sup>335</sup> Diese CRM-Maßnahmen sind gemäß der CRM-Philosophie nach den Kundenbedürfnissen auszurichten (vgl. Kap. 2.2).

Erfolgreiche Beziehungen zeichnen sich durch eine hohe Kundenloyalität und einen hohen Kundenwert aus. Diese Top-Kunden sind gegenüber dem Wettbewerb zu exklusivieren. Z.B. durch besondere Status- und Serviceprogramme muss das Unternehmen versuchen, diese Kunden zu binden, damit der Effekt des Variety Seekings minimiert wird.

<sup>335</sup> Vgl. Bruhn (2006), S. 35 f.

Chancenreiche Kundenbeziehungen verfügen über einen hohen Kundenwert bei niedriger Kundenloyalität. Die Zielsetzung bei diesen Kunden besteht darin, ihre Loyalität durch Überzeugen zu erhöhen, indem bspw. Kundenkarten oder Kunden-Clubs angeboten werden.

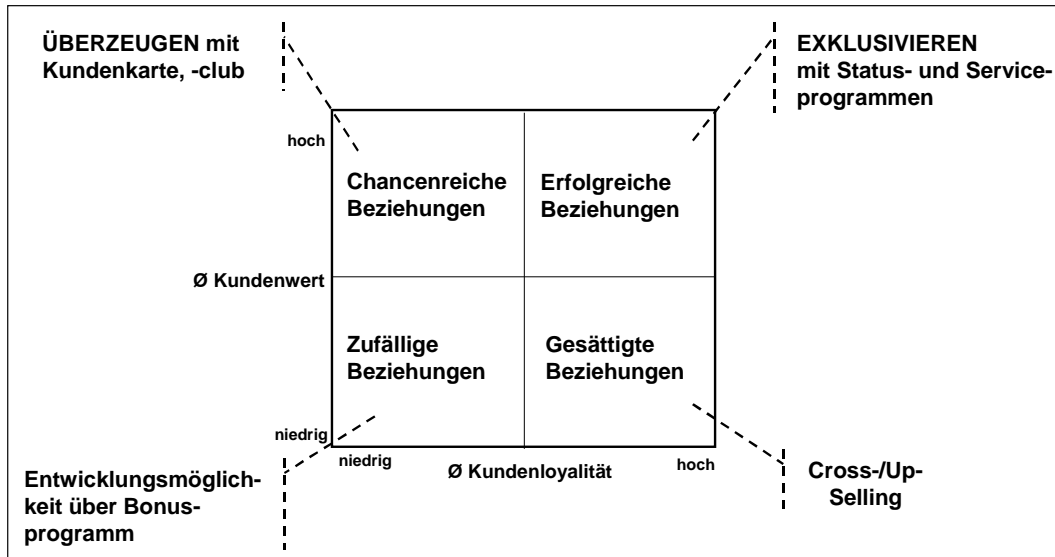


Abb. 3.12: CRM-Maßnahmenableitung aus dem CRM-Portfolio

Bei den gesättigten Beziehungen ist zu überprüfen, ob der Kundenwert noch gesteigert werden kann. Cross- und Up-Selling-Maßnahmen sollten ggf. zunächst angestrebt werden. Ist keine Kundenwertsteigerung mehr möglich, sollte der Marketingaufwand entsprechend angepasst werden. Allerdings sollte damit keine sinkende Kundenloyalität verbunden sein.

Bei den zufälligen Beziehungen muss hinterfragt werden, welche Entwicklungsmöglichkeiten hinsichtlich der Kundenloyalitäts- und -wertsteigerung möglich ist. Die Frage der Profitabilität steht hier im Vordergrund. Kunden, die nur gelegentlich mit dem Unternehmen in Kontakt treten, sollten möglichst automatisiert ihre Käufe tätigen können, indem bspw. Produkte über das Internet angeboten werden. Diese Kunden könnten selbst ihren Warenkorb zusammenstellen. Ein Bonussystem könnte hierfür ein Anreiz sein. Nicht lohnenswerte Kundenbeziehungen sollten ggf. beendet werden, wenn dadurch nicht Imageverluste entstehen.<sup>336</sup>

Alle CRM-Maßnahmen werden dabei über das CRM-Portfolio kundengruppenbezogen abgeleitet.

### 3.3.1.3 Voraussetzung

Voraussetzung für die Erstellung des CRM-Portfolios ist eine regelmäßige Kundenloyalitätsermittlung. Während die Kundendeckungsbeiträge ohne Probleme in periodischen Zeitabständen (wöchentlich, monatlich) ermittelt werden können, erfolgt in der betrieblichen Praxis

<sup>336</sup> Vgl. Homburg/Sieben (2005), S. 447 f., Brezina (2001), S. 221.

die Kundenloyalitätsermittlung unregelmäßig. Damit aber der aCRM-Ansatz in Sinne der „Kundenstabilität“ und „Dynamik“ greift und auf die Kundenentwicklung schnell reagiert werden kann, sollten die Kundenloyalitätsdaten kontinuierlich erhoben werden. Hierfür ist ein Regelprozess aufzusetzen, der vom Kunden aber nicht als störend wahrgenommen werden darf.

Bspw. wäre zu überlegen, bei jedem neuen Auftrag oder bei einer Vertragsverlängerung im Nachhinein eine Kundenloyalitätsermittlung durchzuführen. Autowerkstätten rufen vielfach einige Wochen nach der Autoreparatur an, um die Zufriedenheit über die Problemlösung und den Service zu erfragen. Auch das optische Industrie- und Handelsunternehmen in Kapitel 7 tätigt hohe Investitionen in Kundenzufriedenheits- und -loyalitätsdaten. Nach jedem Kauf einer Brille bzw. einem Reparaturauftrag wird dem Kunden ein Fragebogen zugeschickt, um die Kundenzufriedenheit und -loyalität zu erheben. Die Ergebnisse sollten sofort in das CRM-Portfolio einfließen. Das CRM-Portfolio verändert sich somit im Zeitablauf dynamisch.

### **3.3.2 Erweitertes Konzept der CRM-Strategieentwicklung auf Basis des gesamten Kundenlebenszyklus**

Während im Grundkonzept nur die Bestandskunden enthalten sind, wird im erweiterten Konzept der gesamte Lebenszyklus der Kunden berücksichtigt. Zielsetzung ist, die Kunden aktiv über den Kundenlebenszyklus zu entwickeln. Deshalb werden im erweiterten Konzept des CRM-Portfolios nicht nur das Bestandskunden-, sondern auch das Interessenten- und Rückgewinnungsmanagement betrachtet.

Es stellt sich die Frage, wie das Bestandskundenkonzept um das Interessenten- und Rückgewinnungsmanagement zu ergänzen ist. Der vorliegende Ansatz geht davon aus, dass die Kundengruppen beim aCRM-Ansatz die oberste Ebene darstellen, die dann zum Vergleich in die Kundenwert-/Kundenloyalitätsdarstellung eingeordnet werden. Um das Interessenten- und Rückgewinnungsmanagement zu integrieren, ist der Kundenlebenszyklus angesprochen. Der Kundenlebenszyklus wird als zweite Differenzierungsstufe gesehen und folgt der Kundengruppenbildung. Damit ist die Idee verbunden, dass die auf Grundlage der Kundengruppen ermittelte CRM-Strategie über den gesamten Lebenszyklus der Kunden wirkt.

Es wird auf die Kundenstufenfestlegung aus Kap. 3.2.4.3 zurückgegriffen. Jede durch die CRM-Strategie ermittelte Kundengruppe kann in den Kundenstufen Akquise-, Bestands-, Cross-/Up-Selling-, Wechsel- oder Reakquisekunde unterteilt werden. Die Kundenbeziehungsmaßnahmen werden in der Weise eingesetzt, dass für die Kundenqualifizierung eine höhere Kundenstufe angestrebt wird, wobei die Kundenstufe „Wechselkunde“ natürlich nicht gewünscht wird.

Die Kundenstufen werden als Anteile innerhalb der Kundengruppen dargestellt (vgl. Abb. 3.13). Der Vergleich zwischen Kundengruppe 1 und 2 zeigt, dass in Kundengruppe 2 prozentual mehr Cross-/Up-Selling-Kunden (absolut ca. 25 %) als in Kundengruppe 1 (absolut ca. 15 %) vorliegen. Der Akquise- und Bestandskundenanteil der beiden Kundengruppen ist ziemlich gleichverteilt. Auffällig ist, dass der Wechselkundenanteil bei der Kundengruppe 1 doppelt so hoch wie bei Kundengruppe 2 ist. In der Kundengruppe 1 kann dieser Kundenverlust dagegen nicht durch die Reakquise aufgefangen werden. Kundengruppe 2 demgegenüber kann die gewechselten Kunden im gleichen Anteil wieder reaktivieren.

Durch diese einfachen Kundengruppenvergleiche einschließlich des Kreisumfangs (entspricht der Kundenanzahl) und der Anordnung im CRM-Portfolio werden erste Erkenntnisse in der Kundenstruktur erzielt, um die CRM-Maßnahmen abzuleiten. Die Konkretisierung der CRM-Maßnahmenableitung erfolgt im Rahmen des strategischen Closed-Loop-Prozesses in Kap. 3.5.

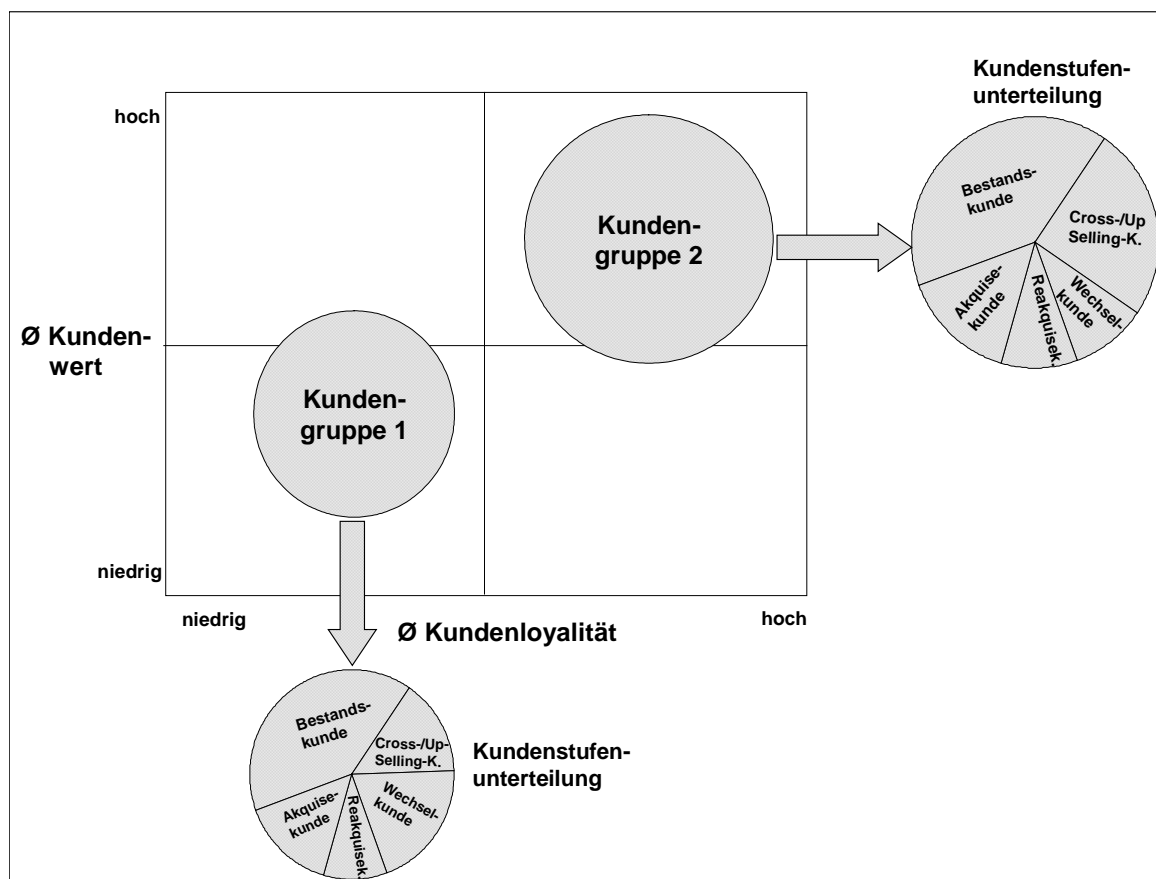


Abb. 3.13: Integration der Kundenstufen in den Kundengruppen

### 3.3.3 Umsetzung der CRM-Strategie

Nach der Ableitung der strategischen CRM-Maßnahmen aus dem CRM-Portfolio mit den Kundengruppen einschließlich der Kundenstufen muss die CRM-Strategie insbesondere für die Kampagnenentwicklung noch stärker operationalisiert werden.

Ausgangspunkt der Überlegungen in der Umsetzungsphase der CRM-Strategie ist wieder die Kundenlebenszyklusbetrachtung in den jeweiligen Kundengruppen. In der Umsetzungsphase wird die Zuordnung aller Kunden zu den Kundengruppen und Kundenstufen nicht mehr infrage gestellt. Diese sind in der CRM-Strategie verbindlich festgelegt worden. Bei der Umsetzung der CRM-Strategie geht es vielmehr darum, Potenzialberechnungen über die definierten Kundenstufen durchzuführen, um aktiv die Kunden im Kundenlebenszyklus je Kundengruppe zu entwickeln.

Für die definierten Kundenstufen ergeben sich das Akquise-, Bestandskunden-, Cross-/Up-Selling-, Wechsel- und Reakquisepotenzial (vgl. Abb. 3.14).



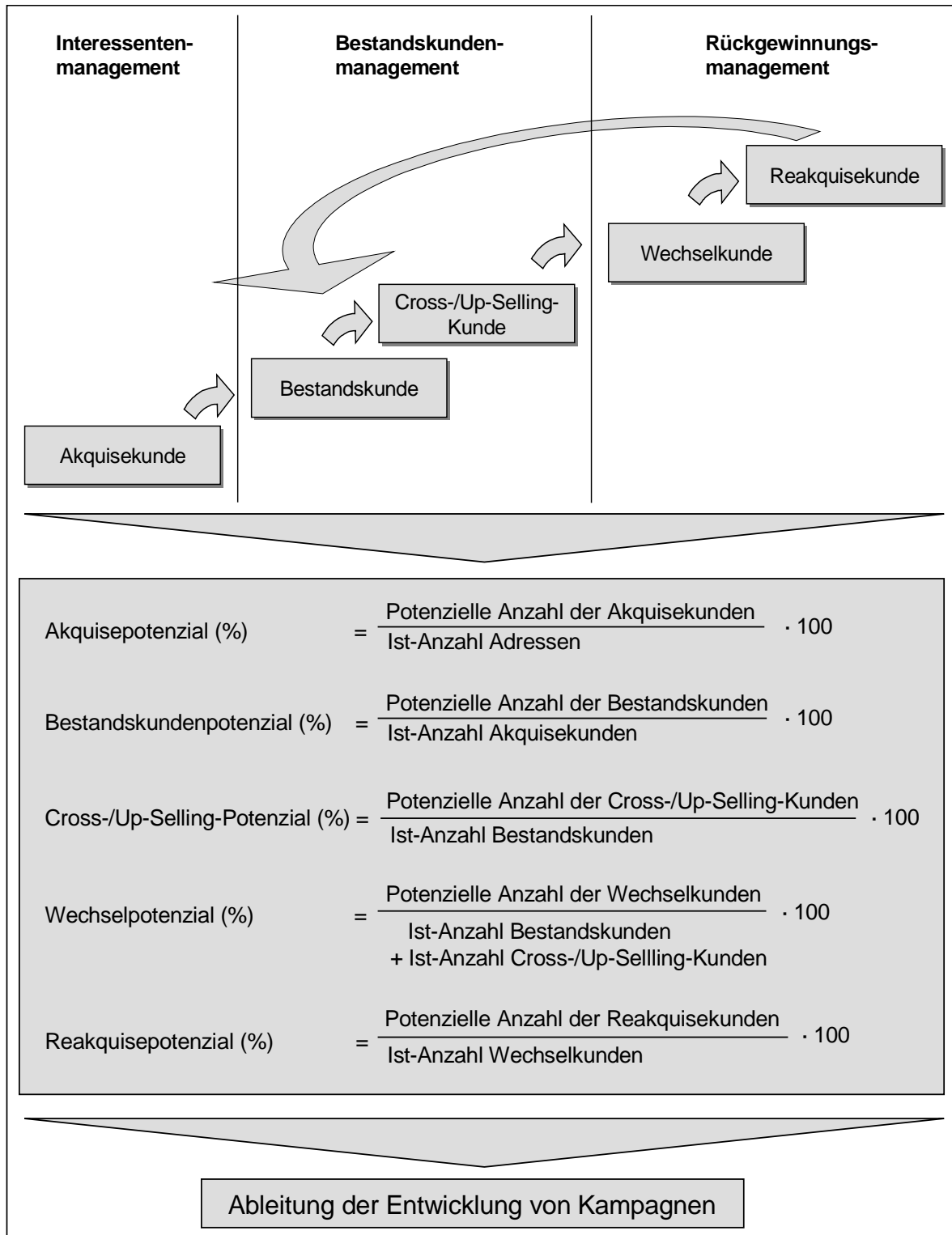


Abb. 3.14: Potenzialkennzahlen im Kundenlebenszyklus als Basis für die Kampagnenentwicklung

Das Akquisepotenzial berechnet sich, indem das Verhältnis der potenziellen Anzahl der Akquisitekunden zu der bestehenden Anzahl der Adressen ermittelt wird. Es macht eine Aussage darüber, wie hoch das Potenzial bei der Qualifizierung durch das Interessentenmarketing eingeschätzt wird.

Das Bestandskundenpotenzial berechnet sich durch das Verhältnis der potenziellen Anzahl der Bestandskunden zu den Ist-Akqisekunden. Durch diese Potenzialkennzahl ist ersichtlich, wie hoch die Erfolgswahrscheinlichkeit für einen Angebotsabschluss ist.

Das Cross-/Up-Selling-Potenzial ist das Verhältnis der potenziellen Cross-/Up-Selling-Kunden zu den Ist-Bestandskunden. Durch diese Kennzahl wird die Erfolgsaussicht für die Cross-/Up-Selling-Maßnahmen eingeschätzt.

Das Wechsellpotenzial gibt das Verhältnis der potenziellen Wechselkunden zu den Ist-Bestands- und Ist-Cross-/Up-Selling-Kunden. Hiermit wird angegeben, wie hoch die Wechselbereitschaft seitens der Kunden ist.

Das Reakquisepotenzial berechnet sich schließlich durch das Verhältnis der potenziellen Reakqisekunden zu den Ist-Wechselkunden. Es macht eine Aussage über den möglichen Erfolg der Reakquisemaßnahmen.

Diese Potenzialberechnungen werden für jede Kundengruppe durchgeführt. In Abhängigkeit von den berechneten Potenzialen der Kundenstufen für jede Kundengruppe sind die operativen Kampagnen zu entwickeln (vgl. Kap. 3.6.1).

Um die betriebswirtschaftliche Konzeptseite abzurunden, wird im folgenden Abschnitt das CRM-Controlling entwickelt.

### **3.4 Konzept für das CRM-Controlling**

Dem Konzept des CRM-Controllings liegt ein aufgabenorientierter Ansatz zugrunde. Das CRM-Controlling konzentriert sich auf die Aufgaben der CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung.

Zunächst werden die Steuerungs-, Koordinations- und Informationsfunktion des CRM-Controllings erläutert. Zur Erfüllung dieser Funktionen werden anschließend CRM-Kennzahlen, die zur Effektivitäts- und Effizienzmessung der CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung dienen, definiert (vgl. Abb. 3.15).

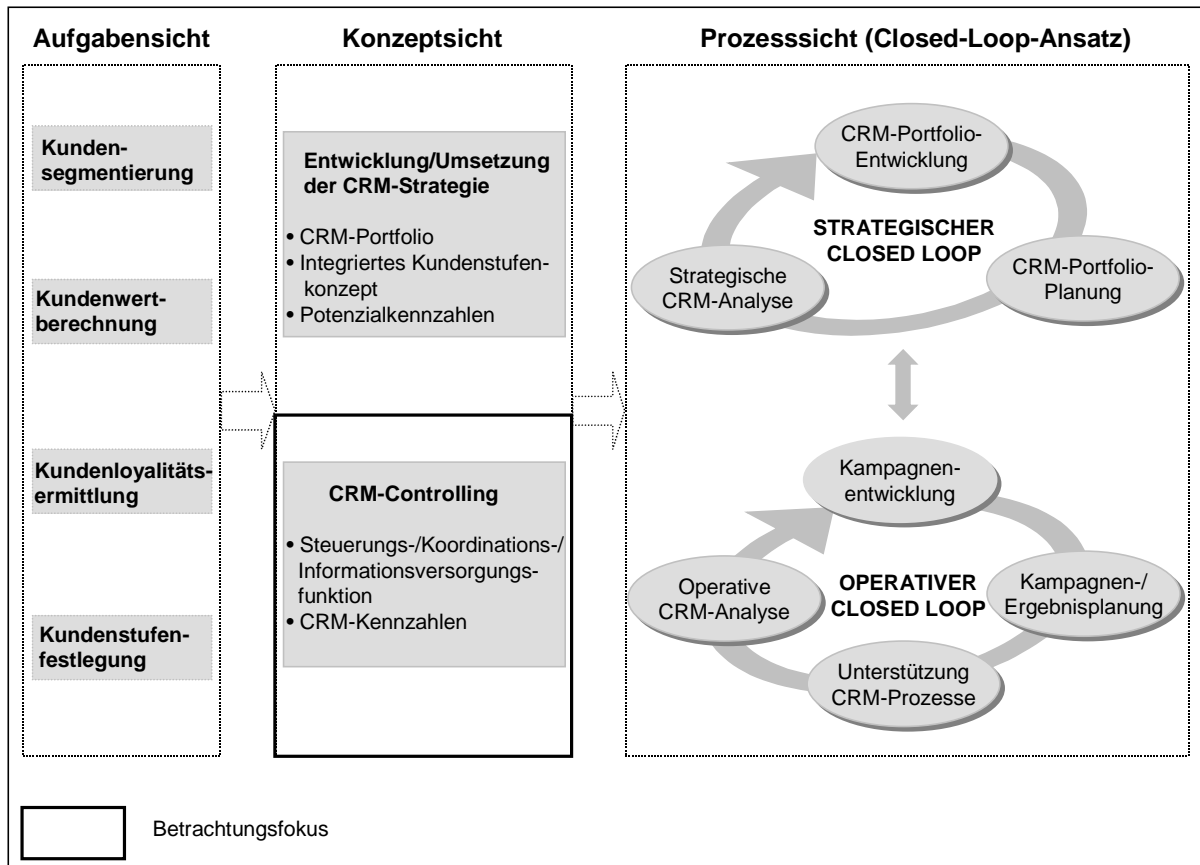


Abb. 3.15: Einordnung des CRM-Controllings in die Konzeptseite der betriebswirtschaftlichen Ebene

### 3.4.1 Funktionen

Das CRM-Controlling ist ein kundenorientierter Controlling-Ansatz, bei dem die Geschäftsbeziehung zwischen den Kunden und dem Unternehmen im Vordergrund steht. Nach *Reichmann* ist Controlling „die zielbezogene Unterstützung von Führungsaufgaben, die der systemgestützten Informationsbeschaffung und Informationsverarbeitung zur Planerstellung, Koordination und Kontrolle dient“.<sup>337</sup> Das Controlling hat im CRM die Aufgabe, eine Steuerungs-, Koordinations- und Informationsversorgungsfunktion wahrzunehmen.

#### 3.4.1.1 Steuerungsfunktion

Damit das CRM-Controlling seine Steuerungsfunktion für den strategischen und operativen Closed-Loop-Prozess wahrnehmen kann, ist zunächst eine CRM-Planung notwendig. Erst durch das Festlegen von Zielen können die CRM-Strategie und die abgeleiteten CRM-Maßnahmen operationalisiert werden. Die Zielsetzung der Planung und Steuerung (regel-

<sup>337</sup> Reichmann (2006), S. 13.

mäßige Plan-Ist-Vergleiche) besteht darin, die Unterschiede zwischen angestrebten Zielen und eingetretenen Realitäten möglichst klein zu halten.<sup>338</sup>

Zentrales Planungsobjekt im CRM-Controlling sind die in der CRM-Strategie hergeleiteten Kundengruppen unter dem Gesichtspunkt einer lebenszyklusorientierten Bearbeitung (Kundenstufen). Klassische Controlling-Planungen wie die Mittelfristplanung finden dagegen zumeist über Finanzpositionen (Aufwands- und Ertragspositionen) statt. Für das CRM-Controlling ist es notwendig, diese Finanzpositionen um die Ergebnisobjekte Kundengruppen und Kundenstufen zu ergänzen, damit die CRM-Sicht berücksichtigt wird. Andernfalls besteht die Gefahr, dass keine integrierte Planung im Unternehmen aufgebaut wird.

Über die strategische CRM-Analyse wird im Rahmen des strategischen Closed Loops die Effektivität der strategischen Stoßrichtungen überprüft. Es wird die Frage beantwortet, ob die eingeleiteten CRM-Maßnahmen noch richtig sind bzw. ob neue CRM-Maßnahmen aufgrund neuer Marktgegebenheiten entwickelt werden müssen. Dann würde der strategische Closed Loop erneut beginnen.

Im Rahmen des operativen Closed Loops wird die Effizienz der operativen Vertriebsprozesse (z.B. Kontakt-, Angebotsprozess) sichergestellt. Auch die Kampagnenplanung und -durchführung wird in die Analyse einbezogen. Zur Effizienzmessung werden Plan-Ist-Vergleiche angestellt.

#### **3.4.1.2 Koordinationsfunktion**

Im CRM bezieht sich die Koordination sowohl auf die in Kapitel 3.1.2 bereits dargestellten Closed-Loop-Prozesse als auch auf die Planungsaktivitäten innerhalb des Unternehmens.

##### **(1) Koordination des strategischen und operativen Closed Loops**

Die Gefahr in der betrieblichen Praxis besteht darin, dass zumeist keine enge Verzahnung der CRM-Strategie mit der operativen Umsetzung vorliegt. Die Koordinationsfunktion des CRM-Controllings besteht dabei, die strategische CRM-Portfolio-Planung mit der operativen Kampagnen-/Ergebnisplanung abzustimmen. Die CRM-Portfolio-Planung hat ein höheres Aggregationsniveau als die Kampagnen-/Ergebnisplanung. Damit die Planungszahlen nicht voneinander abweichen, ist es Aufgabe des CRM-Controllings, die Konsistenz der Plandaten sicherzustellen.

---

<sup>338</sup> Vgl. Becker (2001), S. 8.

## (2) Organisatorische und hierarchische Koordination der CRM-Planung

Des Weiteren müssen durch das CRM-Controlling die Planungsaktivitäten im Unternehmen koordiniert werden.<sup>339</sup> Dabei wird zwischen der organisatorischen und hierarchischen Koordination unterschieden.

Die organisatorische Koordination wird durch das CRM-Controlling durchgeführt. Dabei findet eine Koordination der Planung zwischen den Vertriebssegmenten statt. Die Vertriebsabteilungen haben jeweils für ihren Bereich die Aufgabe, die Planung durchzuführen. Die Koordinationsfunktion des CRM-Controllings erfolgt über zentrale Planungsvorgaben, die vor der Planung (z.B. Vorgaben für Kostenreduzierungen) angesetzt werden.

Die hierarchische Koordination bezieht sich auf die Planung der verschiedenen Aggregationsebenen. Während ein Vertriebsleiter die Planung auf Vertriebssegmente (z.B. Unterscheidung zwischen Privat- und Geschäftskunden) durchführt, wird ein Niederlassungsleiter nur Planzahlen für die Niederlassung liefern. Das entscheidende Kriterium bei dem CRM-Konzept liegt darin, dass auf jeder Aggregationsebene immer die Kundengruppen und -stufen geplant werden. Die Planung von oben nach unten wird als Top-down-Verfahren und von unten nach oben als Bottom-up-Verfahren bezeichnet.<sup>340</sup> In der betrieblichen Praxis werden zumeist beide Verfahren über den Planungszeitraum durchgeführt. Während zu Beginn der Planung die Planungsprämissen top-down gesetzt werden, findet dann eine Bottom-up-Planung über die einzelnen Abteilungen statt. Sollte die Bottom-up-Planung z.B. über den von der Unternehmensführung gesetzten gesamten Planwert liegen, dann müssen Bottom-up-Priorisierungen vorgenommen werden. Der gesamte Abstimmprozess wird vom CRM-Controlling koordiniert.

Die Einhaltung der CRM-Planung wird bei der Umsetzung über die Steuerungsfunktion des CRM-Controllings sichergestellt, indem die einzelnen Rechnungsbeträge positionsscharf den Planwerten gegenübergestellt werden. Im CRM-Controlling findet für den Plan-Ist-Vergleich eine zielgruppen- und kundenstufenspezifische Kontierung statt, sodass der Plan-Ist-Vergleich gemäß dem aCRM-Ansatz sowohl zielgruppen-/kundenstufenbezogen (strategischer Closed Loop) als auch kampagnen- und prozessbezogen (operativer Closed Loop) durchgeführt werden kann.

<sup>339</sup> Vgl. Winkelmann (2005), S. 583.

<sup>340</sup> Vgl. Horvath (2006), S. 199 f.; Gleich/Hofmann/Leyk (2006), S. 110.

### **3.4.1.3 Informationsversorgungsfunktion**

Ohne Einsatz einer systemgestützten Informationsbeschaffung und -aufbereitung ist die Steuerungs- und Koordinationsfunktion des CRM-Controllings nicht adäquat zu erfüllen. Im aCRM wird dafür das BI-Data-Warehouse-Konzept eingesetzt. Insbesondere die Anwendung des Cockpits und des On-Line Analytical Processing (OLAP) sind die wesentlichen Kennzeichen für die Informationsversorgungsfunktion im aCRM-Konzept. Über das Cockpit wird dem CRM-Controlling ein Kundenentwicklungs-, Frühwarn- und Navigationssystem zur Verfügung gestellt. Die OLAP-Funktionalität konzentriert sich auf die performante Bereitstellung der CRM-Kennzahlen und auf das schnelle „Herunterbrechen“ auf Einzelbetrachtungen (z.B. Kundenebene). In den weiteren Kapiteln (insbes. Kap. 4 und Kap. 6) wird die Ausgestaltung des Cockpits und des OLAP-Ansatzes weiter näher beleuchtet.

### **3.4.2 Effektivitäts- und Effizienzmessungen über CRM-Kennzahlen**

Für die Erfüllung der Steuerungs-, Koordinations- und Informationsversorgungsfunktion sind CRM-Kennzahlen, die eine Aussage über Effektivität und Effizienz machen, bereitzustellen. Für das aCRM-Konzept ist dabei wesentlich, dass nur relevante Kennzahlen identifiziert werden, die dann aber aktiv gesteuert werden.

#### **3.4.2.1 Ableitung aus dem Closed-Loop-Ansatz und Kundenstufenkonzept**

Die CRM-Kennzahlen leiten sich aus dem Closed-Loop-Ansatz unter Berücksichtigung der definierten Kundenstufen ab. Die Verbindung zwischen dem strategischen und operativen Closed-Loop-Prozess wird durch das Kundenstufenkonzept sichergestellt. Ausgehend vom CRM-Portfolio mit den Kundengruppen und -stufen werden die operativen CRM-Prozesse über Kampagnen, Angebote, Kontakte etc. gestaltet. Bei den Kennzahlen wird nach strategischen CRM-Kennzahlen für die Effektivitätsmessung des strategischen Closed Loops, nach taktischen CRM-Kennzahlen für die Steuerung der Kundenstufenentwicklung und nach operativen CRM-Kennzahlen für die Effizienzmessung des operativen Closed Loops unterschieden (vgl. Abb. 3.16).

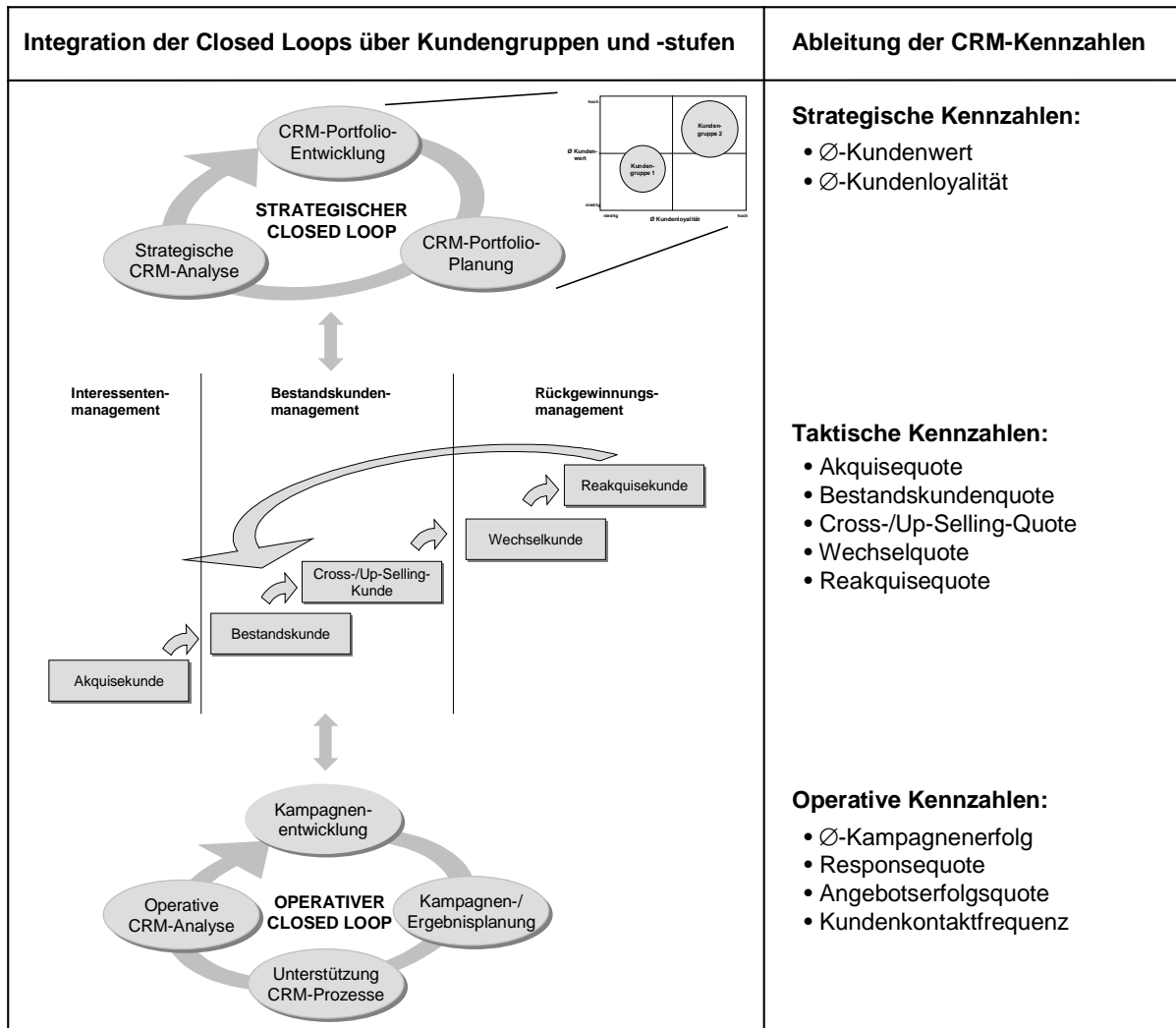


Abb. 3.16: Ableitung der CRM-Kennzahlen aus dem Closed-Loop-Ansatz und dem Kundenstufenkonzept

### 3.4.2.2 CRM-Kennzahl-Definitionen und Aussagekraft

Für jede CRM-Kennzahl der strategischen, taktischen und operativen Ebene erfolgt nun eine Definition und eine Ableitung, welche Aussagekraft damit verbunden ist.

#### (1) CRM-Kennzahlen der strategischen Ebene

Die CRM-Kennzahlen auf strategischer Ebene konzentrieren sich auf die Steuerung des CRM-Portfolios (Effektivitätsmessung). Die wesentlichen CRM-Kennzahlen sind der durchschnittliche Kundenwert und die durchschnittliche Kundenloyalität pro Kunde (vgl. Abb. 3.17). Sie treffen Aussagen über die Kundenprofitabilität und -stabilität.

<b>STRATEGISCHE KENNZAHLEN:</b>	
Ø-Kundenwert	$= \frac{\sum \text{Kundenwerte (z.B. Kunden-Deckungsbeiträge)}}{\text{Anzahl der Kunden}}$
Ø-Kundenloyalität	$= \frac{\sum \text{Kundenloyalität}}{\text{Anzahl der Kunden}}$
<b>TAKTISCHE KENNZAHLEN:</b>	
Akquisekundenquote (%)	$= \frac{\text{Anzahl der Akquisekunden (Wechsel)}}{\text{Anzahl der Adressen}} \cdot 100$
Bestandskundenquote (%)	$= \frac{\text{Anzahl der Bestandskunden (Wechsel)}}{\text{Anzahl der Akquisekunden}} \cdot 100$
Cross-/Up-Selling-Quote (%)	$= \frac{\text{Anzahl der Cross-/Up-Selling-Kunden (Wechsel)}}{\text{Anzahl Bestandskunden}} \cdot 100$
Wechselquote (%)	$= \frac{\text{Anzahl Wechselkunden (Wechsel)}}{\text{Anzahl Bestandskunden} + \text{Anzahl Cross-/Up-Selling-Kunden}} \cdot 100$
Reakquisequote (%)	$= \frac{\text{Anzahl Reakquisekunden (Wechsel)}}{\text{Anzahl Wechselkunden}} \cdot 100$
<b>OPERATIVE KENNZAHLEN:</b>	
Ø-Kampagnenerfolg	$= \frac{\sum \text{Kunden-Deckungsbeiträge einer Kampagne}}{\text{Anzahl Kunden einer Kampagne}} \cdot 100$
Responsequote (%) Kampagne	$= \frac{\text{Anzahl Kontakte (Inbound)}}{\text{Anzahl Kontakte (Outbound)}} \cdot 100$
Angebotserfolgsquote (%)	$= \frac{\text{Anzahl Aufträge}}{\text{Anzahl Angebote}} \cdot 100$
Kundenkontaktfrequenz	$= \frac{\text{Anzahl Kontakte}}{\text{Anzahl Kunden}}$

Abb. 3.17: CRM-Kennzahlen-Definitionen

## (2) CRM-Kennzahlen der taktischen Ebene

Die CRM-Kennzahlen des Kundenstufenmanagements leiten sich aus dem Übergang von einer Kundenstufe zur anderen ab.

Die Akquisequote gibt die Anzahl der Akquisekunden bezogen auf den gesamten vorliegenden Adressdatenbestand an. Diese Effizienzmessung gibt darüber Auskunft, wie erfolgreich das Interessentenmarketing im Unternehmen ist.



Die Bestandskundenquote als weitere CRM-Kennzahl ist das Verhältnis von der Anzahl der Bestandskunden mit einem Kundenstufenwechsel zu der Anzahl der gesamten Akquisekunden. Mit dieser Kennzahl ist die Aussagekraft verbunden, wie effizient die Angebotsphase gestaltet wurde.

Durch die Cross-/Up-Selling-Quote wird ersichtlich, wie erfolgreich die Cross-Selling-Maßnahmen im Unternehmen sind. Sie ist das Verhältnis der Cross-/Up-Selling-Kunden mit einem Kundenstufenwechsel zu der Anzahl der Bestandskunden.

Die Wechselquote offenbart, welche Kunden tatsächlich zur Konkurrenz gewechselt sind. Sie ist das Verhältnis der Wechselkunden (mit einem Kundenstufenwechsel) zu der Anzahl der Bestands- und Cross-/Up-Selling-Kunden. An dieser Stelle müssen beide Kundenstufen einbezogen werden, weil sie generell wechselgefährdet sind.

Die Reakquisequote gibt schließlich den Erfolg für die Reakquisemaßnahmen des Unternehmens an. Sie ist das Verhältnis der reaktivierten Kunden zu den gewechselten Kunden.

### (3) CRM-Kennzahlen der operativen Ebene

Zusätzlich zu der Steuerung der strategischen Stoßrichtung und der taktischen Kundenstufenentwicklung sind CRM-Kennzahlen für die Effizienzmessung der operativen CRM-Prozesse zu erheben. Als relevante CRM-Kennzahlen wurden der durchschnittliche Kampagnenerfolg, die Responsequote, die Angebotserfolgsquote und die Kundenkontaktfrequenz ausgewählt.

Der durchschnittliche Kampagnenerfolg ermittelt sich, indem die Summe der Kundendeckungsbeiträge einer Kampagne durch die Anzahl der Kunden dieser Kampagne geteilt wird. Dabei wird der Kunde gezählt, der diesen Kundendeckungsbeitrag erwirtschaftet hat. Es ist also nicht die Anzahl der Kunden gemeint, die bei einer Kampagne angesprochen worden sind oder auf einer Kampagne reagiert haben (z.B. Wunsch nach mehr Detailinformationen).

Die Responsequote bezieht sich ebenfalls auf das Kampagnenmanagement und gibt an, wie erfolgreich eine Kampagne war (hinsichtlich einer Reaktion seitens der Kunden). Sie ist das Verhältnis von der Anzahl der Kontakte (Inbound), die vom Kunden ausgehen, zu der Anzahl der Kontakte (Outbound), die vom Unternehmen generiert werden (z.B. Anzahl versendeter Briefe).

Während die Responsequote nur eine Reaktionsmessung durchführt, wird der erfolgreiche Abschluss eines Auftrags über die Angebotserfolgsquote gemessen. Sie ist das Verhältnis von der Anzahl der Aufträge zu der Anzahl der gelegten Angebote.

Sollte die Angebotserfolgsquote bei einem Vertriebsmitarbeiter niedrig ausfallen, kann als weitere CRM-Kennzahl die Kundenkontaktfrequenz herangezogen werden. Sie gibt an, wie oft in einer bestimmten Zeit der Vertriebsmitarbeiter die Kunden kontaktiert hat (Verhältnis der Anzahl der Kontakte zu der Anzahl der Kunden).

### 3.4.2.3 Vergleich der CRM-Kennzahlen mit den Potenzialkennzahlen

Für die strategische, taktische und operative Steuerung werden diese Kennzahlen in diesem aCRM-Ansatz als ausreichend angesehen, um im Sinne der Kundenorientierung das Unternehmen zu führen.

Im Vergleich zu den definierten Potenzialkennzahlen aus Kap. 3.3.3 kann festgestellt werden, dass sie auf der taktischen Ebene im Einklang zu den CRM-Kennzahlen stehen. An dieser Stelle wird deutlich, dass die Aktivitäten des CRM-Controllings eine enge Verzahnung zur Entwicklung um Umsetzung der CRM-Strategie haben. Tab. 3.5 zeigt die definierten CRM-Kennzahlen in Beziehung zu den Potenzialkennzahlen.

Es wird also nicht nur eine Effektiv- und Effizienzmessung vergangenheitsbezogen über die CRM-Kennzahlenanalyse angestrebt, sondern zudem die Potenziale für die CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung zukunftsbezogen ermittelt.

Der „Potenzial“-Begriff ist vom „Plan“-Begriff abzugrenzen. Bei dem „Potenzial“ handelt es sich um eine Deltagröße, die bezogen auf eine bestehende Kundenanzahl einer Kundenstufe *zusätzliche* Kunden voraussagt. Deshalb haben die durchschnittliche Kundenloyalität, der durchschnittliche Kampagnenerfolg und die Responsequote keine entsprechende Potenzialgröße. Sie werden in „Plan“-Größen angegeben.<sup>341</sup>

Auf der Angebots- und Kontaktebene macht selbst eine Planangabe keinen Sinn. Hier beschränken sich die Analysen auf die beiden definierten CRM-Kennzahlen Angebots-erfolgsquote und Kundenkontaktfrequenz im Ist.

---

<sup>341</sup> Die Abgrenzung von Potenzial, Plan und Ist wird in Kap. 3.5.2 an einem Beispiel für eine CRM-Portfolio-Planung verdeutlicht (vgl. Abb. 3.22).

Steuerungsebene	CRM-Kennzahlen	Potenzialkennzahlen
Strategische Ebene	Ø-Kundenwert	-
	Ø-Kundenloyalität	-
Taktische Ebene	Akquisequote	Akquisepotenzial
	Bestandskundenquote	Bestandskundenpotenzial
	Cross-/Up-Selling-Quote	Cross-/Up-Selling-Potenzial
	Wechselquote	Wechselpotenzial
	Reakquisequote	Reakquisepotenzial
Operative Ebene	Ø-Kampagnenerfolg	-
	Responsequote	-
	Angebotserfolgsquote	-
	Kundenkontaktfrequenz	-

Tab. 3.5: Vergleich der CRM-Kennzahlen mit den Potenzialkennzahlen

### 3.5 Strategischer Closed-Loop-Prozess

Nachdem die Konzepte für die CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung sowie für das CRM-Controlling entwickelt wurden, wird die Vorgehensweise aus Prozesssicht erläutert. Für die Umsetzung der entwickelten Konzepte ist sowohl das BI-Data Warehouse als auch der Data-Mining-Einsatz erforderlich. Trotz der Betrachtung der betriebswirtschaftlichen Ebene wird an den relevanten Prozessschritten der BI-Data-Warehouse- und der Data-Mining-Einsatz erwähnt. An dieser Stelle wird deutlich, dass es sich um eine integrative Konzeption handelt. Die betriebswirtschaftliche Ebene lässt sich nicht gänzlich von der IT-Ebene trennen.

In diesem Kapitel wird zu Beginn der strategische Closed-Loop-Prozess mit der CRM-Portfolio-Entwicklung, CRM-Portfolio-Planung und der strategischen CRM-Analyse diskutiert (vgl. Abb. 3.18).

Im anschließenden Kapitel wird auf den operativen Closed-Loop-Prozess eingegangen.

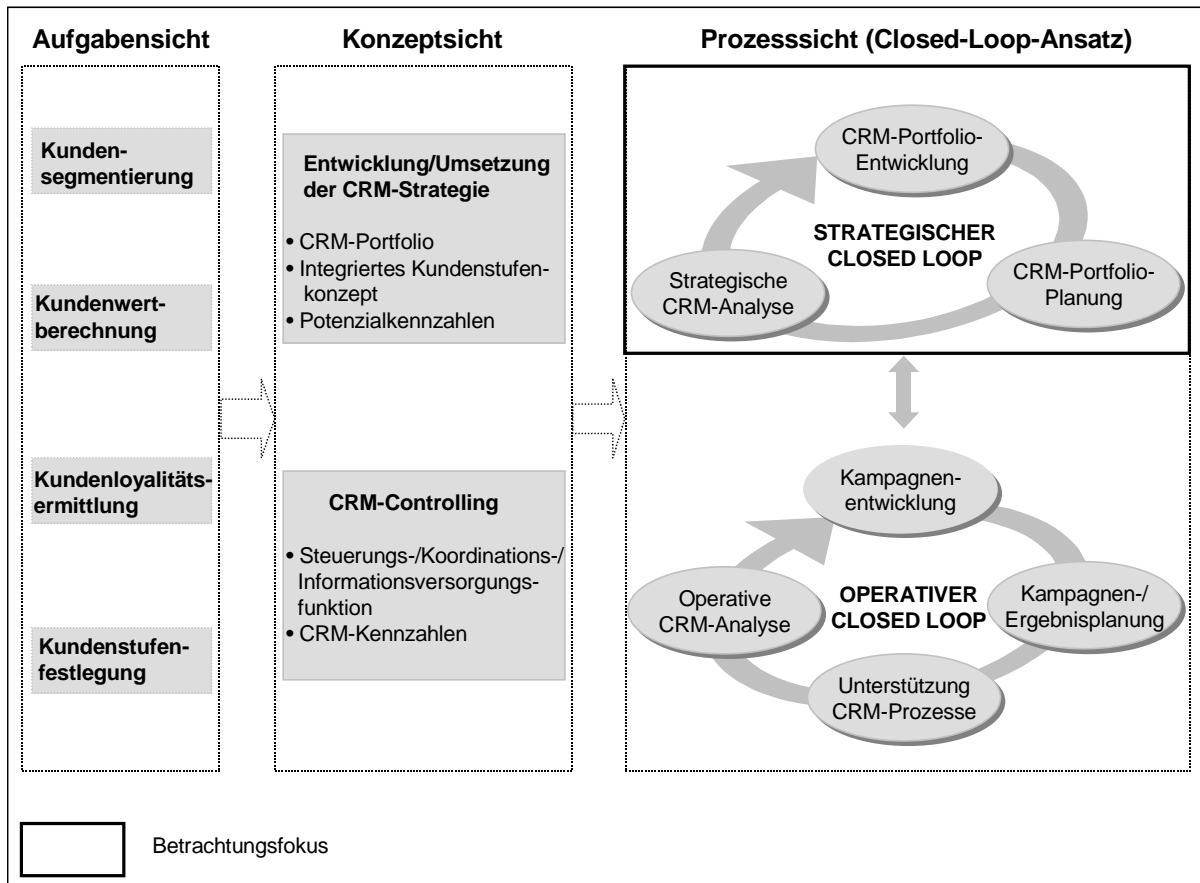


Abb. 3.18: Einordnung des strategischen Closed Loops in die Prozesssicht der betriebswirtschaftlichen Ebene

### 3.5.1 CRM-Portfolio-Entwicklung

Zielsetzung der CRM-Portfolio-Entwicklung besteht darin, die CRM-Strategie auf Basis des CRM-Portfolios abzuleiten. Abb. 3.19 zeigt die Vorgehensweise, um final die CRM-Strategie zu erhalten. Zunächst werden die aCRM-Basiswerte ermittelt, um das Data-Mining im erweiterten CRM-Portfolio anzuwenden. Auf dieser Grundlage werden die profitablen CRM-Maßnahmen abgeleitet.



Abb. 3.19: Schritte für die Entwicklung des CRM-Portfolios zur Ableitung der CRM-Strategie

### 3.5.1.1 Ermittlung der aCRM-Basiswerte

#### (1) Berechnung des Kundenwertes

Im ersten Schritt wird der Kundenwert pro Kunde ermittelt. Hier ist eine Kundenwertmethode (Umsatzanalyse, Kundendeckungsbeitragsrechnung etc.) auszuwählen. In der Praxis wird häufig die vorliegende Kundenwertgröße gewählt, weil der Aufwand für die Ermittlung eines alternativen Kundenwertes zu groß ist.

Empfohlen wird, die Kundendeckungsbeitragsrechnung als Kundenwertmethode auszuwählen. Hiermit wird dem aCRM-Konzept Rechnung getragen, die Kundenprofitabilität als aCRM-Bestimmungsfaktor zu berücksichtigen (vgl. Kap. 2.3.3) und die Kundendeckungsbeitragsrechnung als rein finanzielle Methodik einzusetzen. Ein Scoring-Modell wäre unter diesem Gesichtspunkt weniger geeignet. Durch eine reine ABC-Umsatzanalyse würde die Kundenprofitabilität nicht aufgezeigt werden. Die Kundendeckungsbeitragsrechnung schafft zudem die Grundlage, um CRM-Maßnahmen unter Wirtschaftlichkeitsgesichtspunkten abzuleiten (vgl. Kap. 3.5.1.3).

#### (2) Ermittlung der Kundenloyalität

Im zweiten Schritt der CRM-Portfolio-Entwicklung wird die Loyalität für jeden Kunden ermittelt. Es wird der Mittelwert von der Wiederkaufs-, Zukaufs- und der Weiterempfehlungsabsicht gebildet (vgl. Kap. 3.2.3.2). Die Erhebung der Kundenloyalität erfolgt unter Berücksichtigung der Datenschutzbestimmungen (vgl. Kap. 3.2.3.3).

### (3) Definition der Kundenstufen

Im dritten Schritt werden die Kundenstufen (Akquisekunde, Bestandskunde etc.) für die Abbildung des Kundenlebenszyklus definiert. Es stellt sich bei der Auswahl der Kundenstufen die Frage, wie hoch der Detaillierungsgrad einer Steuerung für eine aktive Kundenentwicklung ist. Diese Entscheidung hat auch Auswirkungen auf die Ausgestaltung des CRM-Controllings (vgl. Kap. 3.4).

#### **3.5.1.2 Anwendung von Data-Mining im CRM-Portfolio**

##### (1) Ermittlung der Kundengruppen auf Basis des Bestandskunden- und Rückgewinnungsmanagements über Data-Mining

Nach Vorliegen der aCRM-Basiswerte können die Kundengruppen auf Basis des Bestandskundenmanagements des Unternehmens ermittelt werden. Zusätzlich zu den Kundenstufen des Bestandskundenmanagements werden auch die Kundenstufen des Rückgewinnungsmanagements in die Kundengruppenermittlung einbezogen, weil auch diese Kunden ähnliche Kundenbedürfnisse haben. Allerdings wird der Wechselkunde nicht in die Analyse einbezogen, weil er gemäß der aufgestellten Definition bereits zur Konkurrenz abgewandert ist. Kundenmerkmale, die Einfluss auf den Weggang des Kunden haben, sollten nicht in die Kundensegmentierung eingehen. Denn die Zielsetzung der Kundensegmentierung liegt darin, für die einzelnen Zielgruppen separate Strategien zur Kundenbearbeitung zu entwickeln. Nur durch die konsequente Anwendung dieser Strategien über einen längeren Zeitraum kann erreicht werden, dass sie vom Kunden wahrgenommen werden. Deshalb müssen die Kundengruppen langfristig und stabil ausgerichtet sein.

Die Gruppenbildung ist eine zentrale Aufgabenstellung im Data-Mining und sollte zur Problemlösung herangezogen werden. Die Zielsetzung des Data-Minings besteht zum einen darin, die optimale Anzahl der Kundengruppen zu ermitteln. Die einzelnen Kundengruppen verhalten sich dabei möglichst homogen, wogegen zwischen diesen Gruppen ein Maximum von Heterogenität vorliegen muss (vgl. Kap. 3.2.1.2).

Zum anderen ist es die Zielsetzung der Gruppenbildung, die wichtigsten Merkmale, die die Kundenloyalität und den Kundenwert erhöhen, zu identifizieren. Diese Merkmalsauswahl sollte sich nach relevanten Daten für den Kundenangang und der Kundenbeziehung orientieren.

Daten bezogen auf den Kundenangang liefern Erkenntnisse für die Ausgestaltung des Marketing-Mix'. Bei der Preispolitik ist bspw. das Preisverhalten (Preisklasse, Kauf von Sonderangeboten, Preissensitivität etc.) relevant. Für die Produktpolitik sollten produkt-

spezifische Merkmale (Motive, Nutzensvorstellungen, Kaufabsichten, Präferenzen etc.) und Merkmale für die Produktauswahl (bevorzugtes Sortiment, Markentreue, Verbundkaufverhalten, Kaufvolumen, Kaufhäufigkeit etc.) ausgewählt werden. Die Kommunikationspolitik wird über Kommunikationsdaten (Kanal, Auslöser, Gegenstand etc.) und Mediennutzungsverhalten (Art und Zahl der genutzten Medien, Nutzungsintensität etc.) abgebildet. Schließlich werden für die Distributionspolitik Merkmale für die Einkaufsstättenwahl (z.B. Betriebsformenpräferenz etc.) verwendet.

Kundenbeziehungsdaten vermitteln ein Verständnis über die Beziehung zum Kunden. Darunter versteht man soziodemografische und psychografische Merkmale (allgemeine Persönlichkeitsmerkmale) wie Geschlecht, Schulbildung, allgemeine Einstellungen, Werte und Hobbys. Zudem sollten Daten aus den Kundenzufriedenheitsumfragen wie Beratungsleistung, fachliche und soziale Kompetenz etc. einbezogen werden. Auch Daten aus den Kundenbindungsmaßnahmen wie die Nutzungshäufigkeit von Kundenkarten oder die Teilnahmenhäufigkeit an einer Community sind von Interesse.

Nach der Merkmalsauswahl wird das Data-Mining-Verfahren angewendet. In Kap. 5 wird die allgemeine Vorgehensweise bei der Lösung einer aCRM-Aufgabenstellung erörtert. Die praktische Anwendung einer Kundensegmentierung wird in Kap. 7 am Beispiel eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens gezeigt.

## (2) Zuordnung der Akquisekunden zu den ermittelten Kundengruppen über Data-Mining

Zunächst wurden im vorigen Abschnitt die Kunden-/Zielgruppen für die Kunden des Bestandskunden- und Rückgewinnungsmanagements ermittelt. In einem weiteren Schritt sind die Akquisekunden des Unternehmens diesen Kundengruppen zuzuordnen. Dieser Schritt erfolgt auch über Data-Mining. Indem mikrogeografische Daten zu den Adressdaten sowohl zu den Akquisekunden als auch zu den bestehenden Kunden angereichert werden, kann über Data-Mining eine automatische Zuordnung der Akquisekunden zu den Kundengruppen erfolgen.

An einem Beispiel wird die Zuordnung erläutert (vgl. Abb. 3.20). Während der Bestandskunde Becker und Cross-/Up-Selling-Kunde Berg sich in der Kundengruppe 1 befinden, wurde für den Bestandskunden Müller die Kundengruppe 2 ermittelt. Alle drei Kunden werden über mikrogeografische Daten wie Geschlecht, Alter, Wohngebietstyp, Kaufkraftklasse und Versandhandelsneigung nach erfolgreicher Anreicherung näher beschrieben.

Diese mikrogeografischen Daten kann man sich für die Akquisekunden zunutze machen. Sind die Adressen der Akquisekunden dem Unternehmen bekannt, so können

diese auch um mikrogeografische Daten angereichert werden. Im Beispiel erfolgt die Anreicherung für die Akquisitekunden Bach und Krause.

Kunden- gruppe	Kunde	Kundenstufe	Geschlecht	Alter	Mikrogeografische Daten		
					Wohngebietstyp	Kaufkraft- klasse	Versandhandels- neigung
1	Becker	Bestandskunde	m	32	gehobene Mitte	hohe	geringe
2	Müller	Bestandskunde	w	44	traditionelle Arbeiter	mittlere	sehr hohe
1	Berg	Cross/Up-Selling-Kunde	m	25	Konservative	hohe	mittlere
	Bach	Akquisitekunde	w	53	gehobene Mitte	geringe	geringe
	Krause	Akquisitekunde	m	37	Upperclass	hohe	sehr hohe

Abb. 3.20: Übertragung der ermittelten Kundengruppen auf die Akquisitekunden mithilfe von Data-Mining

Über eine Klassifikationsmethode des Data-Minings (vgl. Kap. 2.7.4) können die ermittelten Kundengruppen auf die Akquisitekunden übertragen werden. Als Klassifikationsmerkmal wird die Kundengruppe verwendet. Auf Grundlage der mikrogeografischen Daten ist das Data-Mining-Verfahren dann in der Lage, die vorab bei den vorliegenden Kunden definierten Kundengruppen automatisch für jeden Akquisitekunden zu ermitteln.

Die auf Basis der vorliegenden Kunden über das CRM-Portfolio ermittelten strategischen Stoßrichtungen (exklusivieren mit Status- und Serviceprogrammen, überzeugen mit Kundenkarte und -club etc.) können dann sofort für die Akquisitekunden angewendet werden. Damit wird versucht, die Akquisitekunden gleich mit der richtigen CRM-Maßnahme anzusprechen. Sicherlich muss die Kundengruppenzuordnung bei einem erfolgreichen Kaufabschluss überprüft und ggf. angepasst werden, weil dann viel mehr Informationen vom Kunden vorliegen.

### (3) Erstellung des CRM-Portfolios für den gesamten Kundenlebenszyklus

Auf Basis der ermittelten Informationen kann das CRM-Portfolio für alle Kunden erstellt werden. Über die Kundenanzahl werden der durchschnittliche Kundenwert und die durchschnittliche Kundenloyalität für die jeweiligen Kundengruppen ermittelt, um den Mittelpunkt der Kreise (Kunden-/Zielgruppen) zu bestimmen. Der Umfang ergibt sich aus der Höhe der Kundenanzahl. In den jeweiligen Kundengruppen können die Kundenstufenanteile entsprechend dargestellt werden. Für die Erstellung des CRM-Portfolios mit den Kundenstufen werden auch die Wechselkunden berücksichtigt, weil sie einen negativen Einfluss auf die Durchschnittsberechnung des Kundenwertes und der Kundenloyalität haben (vgl. Kap. 3.5.2.1).



### 3.5.1.3 CRM-Strategie: Entwicklung von profitablen CRM-Maßnahmen

#### (1) Ableitung von kundengruppenbezogenen CRM-Maßnahmen

Die Ableitung von kundengruppenbezogenen CRM-Maßnahmen erfolgt nicht über Annahmen, sondern über die in der Zielgruppenermittlung identifizierten Merkmale. Durch die Anordnung der Kundengruppen im CRM-Portfolio und durch signifikante Merkmalsverteilungen einer Kundengruppe gegenüber der Gesamtverteilung kann die CRM-Strategie für den Kundenangang (Marketing-Mix) und die Kundenbeziehung abgeleitet werden.

Abb. 3.21 zeigt ein Beispiel mit konkreten Attributen. Für den Kundenangang bzw. Marketing-Mix wurden das Preisniveau, die Produktart, die Direktmarketingneigung und die Kaufkraft gewählt. Die Kundenbeziehung wird beispielhaft an der Beratungskompetenz und der Freundlichkeit verdeutlicht. Für die Ableitung konkreter CRM-Maßnahmen werden die Merkmalsverteilungen gegenüber der Gesamtverteilung analysiert.

Im Beispiel hat die Kundengruppe 1 einen geringeren durchschnittlichen Kundendeckungsbeitrag und eine geringere durchschnittliche Kundenloyalität gegenüber Kundengruppe 2. Kundengruppe 1 bevorzugt Standardprodukte mit niedrigem Preisniveau. Diese Kunden haben eine hohe Direktmarketingneigung und verfügen gegenüber der Gesamtverteilung über eine etwas niedrigere und mittlere Kaufkraft. Bei der Beziehungspflege hat diese Kundengruppe in der Beratungskompetenz erheblich schlechtere Werte und in der Freundlichkeit etwas schlechtere Werte gegenüber Kundengruppe 2.

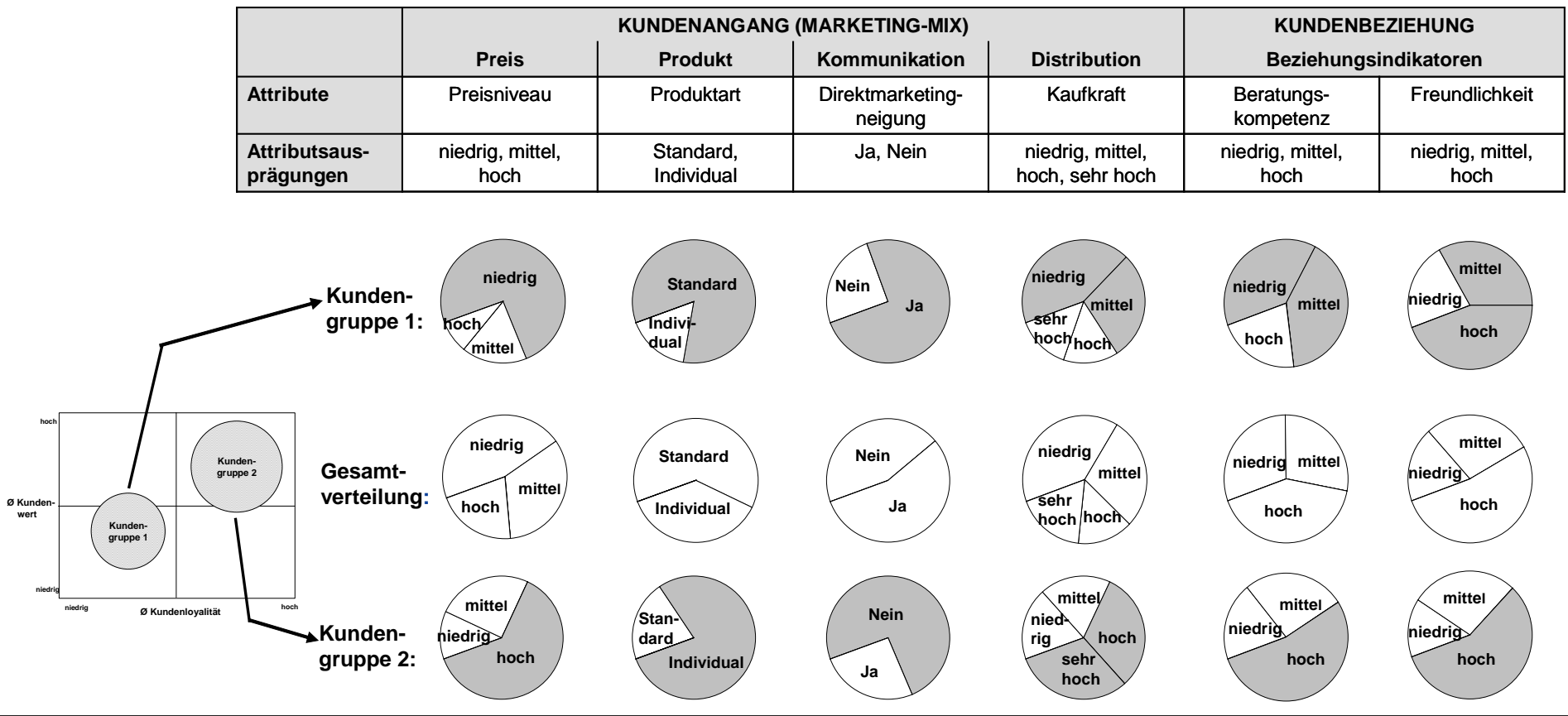


Abb. 3.21: Beispiel für die Ableitung kundengruppenbezogener CRM-Maßnahmen für den Kundenangang (Marketing-Mix) und der Kundenbeziehung

Die Kundengruppe 2 bevorzugt dagegen Individualprodukte im hohen Preissegment. Die Direktmarketingneigung ist gering ausgeprägt, und die Kaufkraft liegt eher im hohen und sehr hohen Bereich. Die Werte der Beratungskompetenz und der Freundlichkeit für die Kundenbeziehung liegen auch auf hohem Niveau.

Für dieses Beispiel stellt sich die Frage, ob die geringen Werte in der Beratungskompetenz und in der Freundlichkeit für die Kundengruppe 1 im Standardbereich als ausreichend angesehen werden kann. Die Bewertung muss unternehmensindividuell vorgenommen werden. Außerdem wäre es ggf. sinnvoll, unterschiedliche Betreuungskonzepte (=CRM-Strategie) für die beiden Kundengruppen auszuprägen. Bei den Standardkunden der Kundengruppe 1 im Niedrigpreissegment ist bspw. zu überlegen, ob eine ausschließliche *telefonische* Betreuung ausreicht. Dagegen sind die sog. Individualkunden der Kundengruppe 2 unbedingt *persönlich vor Ort* zu betreuen, weil sie individuelle Produkte mit entsprechender Beratung bevorzugen.

(2) Langfristige CRM-Maßnahmenentscheidungen unter Wirtschaftlichkeitsgesichtspunkten

Die Entscheidung über CRM-Maßnahmen ist unter Wirtschaftlichkeitsgesichtspunkten zu treffen. Werden bspw. alle Kunden persönlich mit gleicher Intensität betreut, sind ganz andere Vertriebsmitarbeiterzahlen vorzuhalten, als wenn ein bestimmter Teil der Kunden telefonisch betreut wird. Deshalb sind alternative langfristige CRM-Maßnahmenpakete zu entwickeln, die über die Kundenwertberechnung verglichen werden.

Hierfür bietet sich die Customer-Lifetime-Value-Analyse an. Zur praktischen Umsetzung könnte auf die Kundendeckungsbeitragsrechnung aufgesetzt werden, die zur lebenszyklusorientierten Kundendeckungsbeitragsrechnung weiterentwickelt wird (vgl. Kap. 3.2.2.2). Die Investitionen sind als Kosten in der Anfangsperiode anzusetzen. Kosten können auch in späteren Perioden, z.B. bei einer Erinnerungswerbung, anfallen. Die Amortisation findet über die erhöhten finanziellen Rückflüsse durch vermehrte Verkäufe statt. Bei einem positiven kumulierten Kundendeckungsbeitrag innerhalb des betrachteten Zeitraums kann die Investition als rentabel eingeschätzt werden. Je früher der kumulierte Kundendeckungsbeitrag eintritt, desto rentabler ist die Investition.

Die lebenszyklusorientierte Kundendeckungsbeitragsrechnung entfaltet darüber hinaus ihre Wirkung, wenn die ökonomischen Verläufe zwischen den einzelnen CRM-Maßnahmen betrachtet werden. Erst auf dieser Basis können die relevanten CRM-Maßnahmen für jede Kundengruppe im CRM-Portfolio definiert werden.

### 3.5.2 CRM-Portfolio-Planung

Die entwickelten CRM-Maßnahmen sind strategischer Natur und sind für mehrere Jahre angelegt. Diese müssen weiter operationalisiert werden. Dafür wird die CRM-Portfolio-Planung durchgeführt, die zumeist jährlich stattfindet.

Zunächst wird ein BI-gestütztes CRM-Planungstemplate an einem Beispiel entwickelt. Es schließt sich die Anwendung des CRM-Planungstemplates unter Berücksichtigung des CRM-Planungsprozesses an.

#### 3.5.2.1 BI-gestützte CRM-Planung

Die CRM-Portfolio-Planung setzt auf den CRM-Portfolio-Ansatz aus Kap. 3.3 auf und operationalisiert diesen durch kundengruppen- und -stufenbezogene Ist-, Potenzial- und Planzahlen (Anzahl der Kunden, Kundenwerte). Die Kundengruppen- und -stufenfestlegung wurde bereits in der CRM-Portfolio-Entwicklung vorgenommen (vgl. Kap 3.5.1). Ausgehend von den vorliegenden Istdaten pro Kundengruppe und -stufe werden die Potenziale angezeigt. Aus der Addition der Ist- mit den Potenzialwerten ergeben sich die Planwerte.

Wesentliches Kennzeichen der CRM-Portfolio-Planung ist, dass sie BI-gestützt mit großer Automatisierung durchgeführt wird (vgl. Kap. 2.6.4). Während die Kundenzahlen und Kundenwerte aus dem BI-Data Warehouse stammen, werden die Potenzial-Kundenzahlen pro Kundenstufe durch den Einsatz von Data-Mining vorgeschlagen.<sup>342</sup> Das Kundenwertpotenzial ergibt sich durch die Multiplikation dieser Potenzial-Kundenzahlen mit dem durchschnittlichen Ist-Kundenwert der jeweiligen Kundenstufe. Alternativ können auch die potenziellen, durchschnittlichen Kundenwerte manuell geändert werden. Die strategischen und taktischen CRM-Kennzahlen werden auf dieser Basis automatisiert berechnet und können in der CRM-Planung auf einem Blick eingesehen werden.

An einem konkreten Beispiel wird ein BI-gestütztes CRM-Planungstemplate vorgestellt. Abb. 3.22 zeigt ein aggregiertes Planungstemplate auf Vertriebsleitererebene für das Jahr 2009.

---

<sup>342</sup> Die Detaillierung des Data-Mining-Einsatzes erfolgt in Kap. 6.2 und 6.6. Auf Grundlage des betriebswirtschaftlichen Konzeptes des Kap. 3 wird in Kap. 6 die aCRM-Implementierung entwickelt.

<b>FILTERMERKMALE:</b>			
<b>Gebiet: Vertriebsleiter, Niederlassungsleiter, Mitarbeiter</b>			
<b>Jahr: 2008, 2009, 2010</b>			
<b>Kennzahlen</b>	<b>Kunden- gruppe 1</b>	<b>Kunden- gruppe 2</b>	<b>Kunden- gruppe ...</b>
Ø-Ist-Kundenloyalität	70	79	...
Ø-Plan-Kundenloyalität	69	82	...
Ø-Ist-Kunden-DB (in €)	8,91	19,38	...
Ø-Plan-Kunden-DB (in €)	9,17	20,87	...
Akquisepotenzial (in %)	0,0	9,1	...
Bestandskundenpotenzial (in %)	-3,3	15,0	...
Cross-/Up-Selling-Potenzial (in %)	7,5	12,5	...
Wechselpotenzial (in %)	6,0	-10,0	...
Reakquisepotenzial (in %)	5,0	12,0	...

Kundenstufe	Werttyp	Kundengruppe 1			Kundengruppe 2			Kundengruppe ...		
		Anzahl Kunden (in T)	DB pro Kunde (in €)	Kunden-DB (in T€)	Anzahl Kunden (in T)	DB pro Kunde (in €)	Kunden-DB (in T€)	Anzahl Kunden (in T)	DB pro Kunde (in €)	Kunden-DB (in T€)
Akquisekunde	Ist	100	-25	-2.500	55	-30	-1.650	...	...	...
	Potenzial	0	-25	0	5	-30	-150	...	...	...
	Plan	100	-25	-2.500	60	-30	-1.800	...	...	...
Bestandskunde	Ist	150	20	3.000	100	30	3.000	...	...	...
	Potenzial	-5	20	-100	15	30	450	...	...	...
	Plan	145	20	2.900	115	30	3.450	...	...	...
Cross-/Up-Selling-Kunde	Ist	80	45	3.600	40	70	2.800	...	...	...
	Potenzial	6	45	270	5	70	350	...	...	...
	Plan	86	45	3.870	45	70	3.150	...	...	...
Wechselkunde	Ist	-50	45	-2.250	-20	70	-1.400	...	...	...
	Potenzial	-3	45	-135	2	70	140	...	...	...
	Plan	-53	45	-2.385	-18	70	-1.260	...	...	...
Reakquisekunde	Ist	40	25	1.000	25	45	1.125	...	...	...
	Potenzial	2	25	50	3	45	135	...	...	...
	Plan	42	25	1.050	28	45	1.260	...	...	...
<b>GESAMT</b>	<b>IST</b>	<b>320</b>		<b>2.850</b>	<b>200</b>		<b>3.875</b>	...	...	...
	<b>POTENZIAL</b>	<b>0</b>		<b>85</b>	<b>30</b>		<b>925</b>	...	...	...
	<b>PLAN</b>	<b>320</b>		<b>2.935</b>	<b>230</b>		<b>4.800</b>	...	...	...
	<b>%-Veränderung</b>	<b>0,00</b>		<b>2,98</b>	<b>15,00</b>		<b>23,87</b>	...	...	...

Eingabemöglichkeiten DB = Deckungsbeitrag

Abb. 3.22: Beispiel einer BI-gestützten CRM-Portfolio-Planung

Es werden beispielhaft zwei Kundengruppen mit den bereits ausführlich erörterten Kundenstufen dargestellt. Für die Ist-, Potenzial- und Planunterscheidung wird ein sog. „Werttyp“ herangezogen. Kundengruppe 1 zeigt, dass diese Gruppe aktuell 320.000 Kunden im Ist mit einem jahresbezogenen Kundendeckungsbeitrag als *Kundenwertgröße* von 2.850 T€ haben.

Nach den Potenzialberechnungen des Data-Minings liegt über alle Kundenstufen hinweg allerdings keine Steigerung der Kundenzahlen vor. Dennoch steigt insgesamt der Potenzial-Kundendeckungsbeitrag um 85 T€ auf 2.935 T€, weil es Kundenverschiebungen zwischen den Kundenstufen gibt. Die größte potenzielle Kundenwertsteigerung ist bei den Cross-/Up-Selling-Kunden zu verzeichnen (270 T€). Dagegen ist die Kundengruppe 2 mit einer Ist-Anzahl von 200.000 Kunden viel profitabler. Für diese Kundengruppe wird ein potenzielles Wachstum von 30.000 Kunden mit einem Potenzial-Kundendeckungsbeitrag von 925 T€ berechnet.

Die Gründe für die Unterschiede zwischen den Kundengruppen können in einfacher Weise in den Potenzialkennzahlen eingesehen werden. Bei Kundengruppe 1 liegt ein negatives Bestandskundenpotenzial von 3,3 % vor. Auch das Wechsellpotenzial in Höhe von 6 % fällt höher als das Reakquisepotenzial von 5 % aus. Nur im Cross-/Up-Selling-Potenzial ist eine positive Entwicklung zu verzeichnen. Bei Kundengruppe 2 werden dagegen insgesamt für alle Kundenstufenpotenziale viel höhere Werte ermittelt. Auch das Wechsellpotenzial geht um 10 % zurück.

Für die Berechnung der Kundendeckungsbeiträge einer Kundengruppe und -stufe werden als Basis die durchschnittlichen Kundendeckungsbeiträge eines Kunden im Ist (der jeweiligen Kundengruppe und -stufe) herangezogen. Das Beispiel zeigt, dass sowohl der durchschnittliche Ist- als auch der durchschnittliche Potenzial-Kundendeckungsbeitrag einer Kundenstufe gleich sind. Im Planungstemplate ist es aber auch möglich, die durchschnittlichen Potenzial-Kundendeckungsbeiträge auf Kundenstufenebene anzupassen.

Bei der Darstellung der Kundenloyalitätswerte wurde im CRM-Portfolio-Konzept (vgl. Kap. 3.3) entschieden, dass die Vergleiche auf Kundengruppenebene als ausreichend angesehen werden. Während die durchschnittlichen Ist-Kundenloyalitätswerte pro Kundengruppe durch das BI-Data Warehouse ermittelt werden, findet die Planung der Kundenloyalitätswerte manuell pro Kundengruppe statt. Eine automatisierte Ermittlung der zukünftigen Kundenloyalitätswerte ist aufgrund des „weichen“ Faktors der Kundenloyalität sehr schwer durchführbar. Im Beispiel nimmt die Kundenloyalität bei der Kundengruppe 1 ab, während sie bei der Kundengruppe 2 zunimmt. Bei diesem angenommenen Trend der Kundenbeziehung ist zu vermuten, dass der Ergebnisbeitrag dieser Kundengruppe 1 in Zukunft rückläufig ist.

Um dem strategischen Charakter der CRM-Planung Rechnung zu tragen, wird die CRM-Planung wie bei einer Mittelfristplanung auch für die Folgejahre geplant (z.B. für fünf Jahre).

Allerdings findet die CRM-Planung nicht auf dem vorgestellten Detaillierungsniveau statt. Sie wird nur auf Kundengruppenbasis (Anzahl Kunden, Kundendeckungsbeiträge) durchgeführt. Die Kundenstufenebene wird nicht für die Folgejahre geplant.

Die CRM-Portfolio-Planung ist insgesamt in den CRM-Planungsprozess des Unternehmens eingebunden. Damit aussagefähige Planzahlen festgelegt werden, sollten auch dezentrale Einheiten in den Planungsprozess eingebunden sein. Das CRM-Portfolio-Planungstemplate ist in der Weise konzipiert, dass eine Detaillierung auf Niederlassungs- oder Mitarbeitererebene vorgenommen werden kann. Dieser CRM-Planungsprozess wird im folgenden Abschnitt detailliert dargestellt.

### 3.5.2.2 CRM-Planungsprozess

Der strategische CRM-Portfolio-Planungsprozess erfolgt in drei Schritten (vgl. Abb. 3.23). Es werden die automatische Potenzialermittlung über Data-Mining (1) und der Aufbau des CRM-Planungstemplates (2) durchgeführt. Auf Basis dieses Vorschlags findet die Planabstimmung im Unternehmen (3) statt.

#### (1) Automatische Potenzialermittlung über Data-Mining

Im ersten Schritt wird die Potenzialermittlung für die Anzahl der Kunden für jede Kundenstufe durchgeführt. Die Potenzialermittlung erfolgt über fünf Data-Mining-Modelle.<sup>343</sup> Für jede Kundengruppe separate Data-Mining-Modelle pro Kundenstufe zu entwickeln, würde zu aufwendig sein. Ergebnis sind die Anzahl potenzieller Akquise-, Bestands-, Cross-/Up-Selling-, Wechsel- und Reakquisekunden. Weil Data-Mining diese Klassifizierung auf Kundenebene durchführt, können die Kundenstufenpotenziale danach auf die Kundengruppen verteilt werden.

Auf dieser Grundlage erfolgt die potenzielle Kundenwertermittlung pro Kundenstufe und -gruppe, indem die durchschnittlichen Ist-Kundenwerte der Kundenstufen herangezogen werden. Bei der Ermittlung der potenziellen Kundenwerte für die Wechselkunden ist zu beachten, dass der durchschnittliche Ist-Kundenwert von den Cross-/Up-Selling-Kunden, die vermutlich den größten durchschnittlichen Kundenwert haben, verwendet wird.

---

<sup>343</sup> Die Data-Mining-Modelle sind für das Anwendungsgebiet entwickelte Data-Mining-Methoden/-Verfahren mit festgelegten Methodenparametern (vgl. Kap. 5.4.2.2).

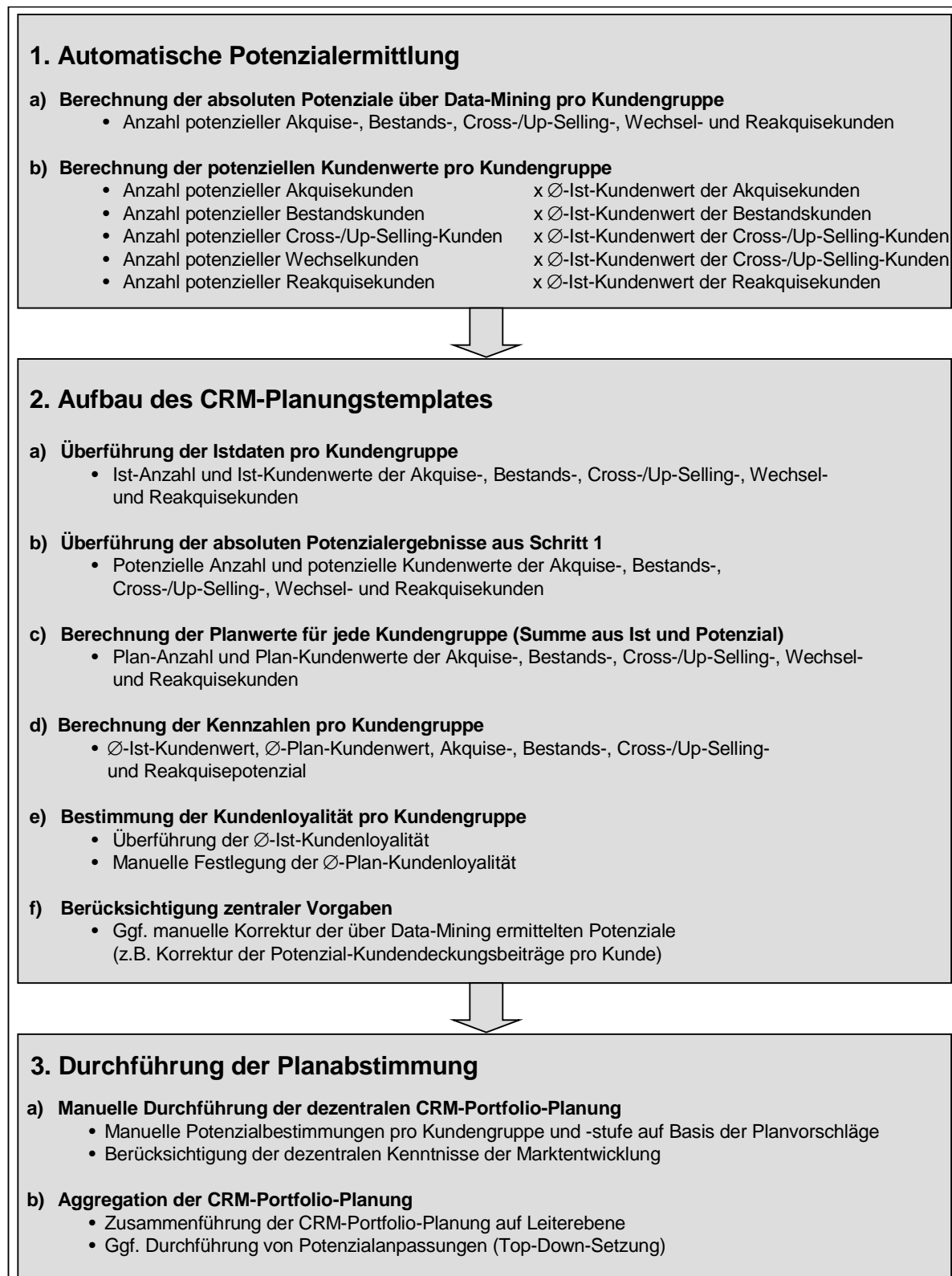


Abb. 3.23: CRM-Planungsprozess zur Erstellung und Abstimmung des Planungs-CRM-Portfolios

## (2) Aufbau des CRM-Planungstemplates

Zum Aufbau des CRM-Planungstemplates werden die Istdaten (Anzahl der Kunden, Kundenwerte) pro Kundengruppe in das CRM-Planungstemplate aus dem BI-Data



Warehouse überführt. Die Kundengruppeneinteilung ist das Data-Mining-Ergebnis innerhalb der CRM-Portfolio-Entwicklung.

Die potenzielle Anzahl und potenziellen Kundenwerte, die über Schritt 1 pro Kundengruppe und -stufe ermittelt wurden, werden ebenfalls in das CRM-Planungstemplate überführt. Schließlich können die Planwerte für die Anzahl und Kundenwerte berechnet werden, indem die Ist- und Potenzialzahlen summiert werden.

Auf dieser Basis können die Kennzahlen pro Kundengruppe berechnet werden. Ergebnis ist der durchschnittliche Ist-Kundenwert und durchschnittliche Plan-Kundenwert sowie das Akquise-, Bestands-, Cross-/Up-Selling-, Wechsel- und Reakquisepotenzial pro Kundengruppe. Schließlich erfolgt die Kundenloyalitätsbestimmung pro Kundengruppe. Während die durchschnittlichen Ist-Kundenloyalitätswerte aus dem BI-Data Warehouse übernommen werden, werden die durchschnittlichen Plan-Kundenloyalitätswerte pro Kundengruppe manuell festgelegt.

Abschließend können im CRM-Planungstemplate noch zentrale Vorgaben berücksichtigt werden. Insbesondere die Potenzialwerte können angepasst werden. Weil in der automatischen Potenzialermittlung die durchschnittlichen Ist-Kundendeckungsbeiträge herangezogen wurden (Schritt 1), können diese nachträglich manuell pro Kundengruppe angepasst werden. Die abhängigen Werte des CRM-Planungstemplates würden sich entsprechend dynamisch verändern (z.B. Potenzialkennzahlen).

Schritt 1 und 2 waren die Vorbereitung für die Planabstimmung im Unternehmen.

### (3) Durchführung der Planabstimmung

Auf Grundlage des zentralen Planungsvorschlags werden anschließend dezentral auf Niederlassungs- oder Mitarbeiterenebene manuelle Plananpassungen durchgeführt, um die spezifischen lokalen Erfahrungen über die zukünftige Marktentwicklung einfließen zu lassen. Durch die Veränderung der Kundenanzahl verändern sich entsprechend die Potenzialkennzahlen. Die Anpassung der durchschnittlichen Kundendeckungsbeiträge wird dezentral nicht zugelassen, weil die Planabstimmung dann im Unternehmen nicht mehr durchführbar wäre. Die geplanten durchschnittlichen Kundendeckungsbeiträge pro Kundengruppe sind also eine zentrale Vorgabe.

Nachdem die dezentrale CRM-Portfolio-Planung beendet wurde, findet die Zusammenführung für den gesamten Vertrieb statt. Die Aggregation der Daten kann in einfacher Weise BI-gestützt durch das OLAP-Tool erfolgen, indem im dargestellten CRM-Planungstemplate die Vertriebsleitersicht eingeblendet wird.

Entspricht die gesamte CRM-Portfolio-Planung nicht den Vorstellungen des Vertriebsleiters, erfolgt eine Top-down-Setzung seitens des Vertriebsleiters. Das Herunterbrechen der Daten und der erforderliche Abstimmprozess mit den dezentralen Organisationseinheiten im Vertrieb wird dann über das CRM-Controlling koordiniert.

Ergebnis des CRM-Portfolio-Planungsprozesses ist ein final abgestimmtes Planungs-CRM-Portfolio.

### 3.5.3 Strategische CRM-Analyse

Nach der Entwicklung der CRM-Strategie und der Erstellung der CRM-Portfolio-Planung erfolgt im Rahmen des strategischen Closed Loops in regelmäßigen Abständen die strategische CRM-Analyse. In der strategischen CRM-Analyse werden auf Basis des CRM-Portfolios Plan-/Ist-Vergleiche durchgeführt, um die Effektivität der CRM-Strategie zu überprüfen. Die Plan-/Ist-Vergleiche erfolgen dabei auf Kundengruppenebene.

Zunächst werden Plan-/Ist-Abweichungen bei den strategischen Kennzahlen durchschnittlicher Kundendeckungsbeitrag und durchschnittliche Kundenloyalität durchgeführt. Zum besseren Verständnis dieser aggregierten Kennzahlen werden die taktischen Potenzial- und CRM-Kennzahlen zu Hilfe genommen. Durch die Abweichungen der Akquisepotenziale zu den Akquisequoten, der Bestandskundenpotenziale zu den Bestandskundenquoten etc. kann die Kundenwertentwicklung besser nachvollzogen werden. Bei der Kundenloyalität ist zu überprüfen, ob sich die geplante Kundenloyalität auch über die Istdaten der Kundenumfragen bestätigen.

Aufgabe des CRM-Controllings in der strategischen CRM-Analyse besteht darin, die Gründe der Abweichungen zu analysieren. Dafür kann es mehrere Gründe geben. Der Markt hat sich z.B. schneller verändert als angenommen. Diese Einflüsse wurden noch nicht in der CRM-Portfolio-Planung berücksichtigt. Es können aber auch bspw. die operativen CRM-Maßnahmen nicht den erhofften Erfolg gehabt haben. An dieser Stelle sollte die operative CRM-Analyse für eine weitere Detaillierung herangezogen werden (vgl. Kap. 3.6.4).

Es ist zudem zu überprüfen, ob die eingesetzten Data-Mining-Modelle für die Potenzialermittlungen noch die Marktgegebenheiten widerspiegeln. Ggf. können die eingesetzten Data-Mining-Modelle durch neue vorliegende Daten verbessert werden.

Schließlich muss sich das CRM-Controlling auch die Frage stellen, ob die entwickelte CRM-Strategie noch den Kundenanforderungen entspricht. Ggf. muss ausgehend von der strategischen CRM-Analyse die CRM-Strategie modifiziert werden. Der strategische Closed-Loop-Prozess würde von vorne beginnen.

In Abhängigkeit der Abweichungsgründe sind Gegenmaßnahmen einzuleiten, um die angestrebten Ziele noch zu erreichen.

### 3.6 Operativer Closed-Loop-Prozess

Unterhalb des strategischen Closed-Loop-Prozesses befindet sich der operative Closed-Loop-Prozess (vgl. Abb. 3.24).

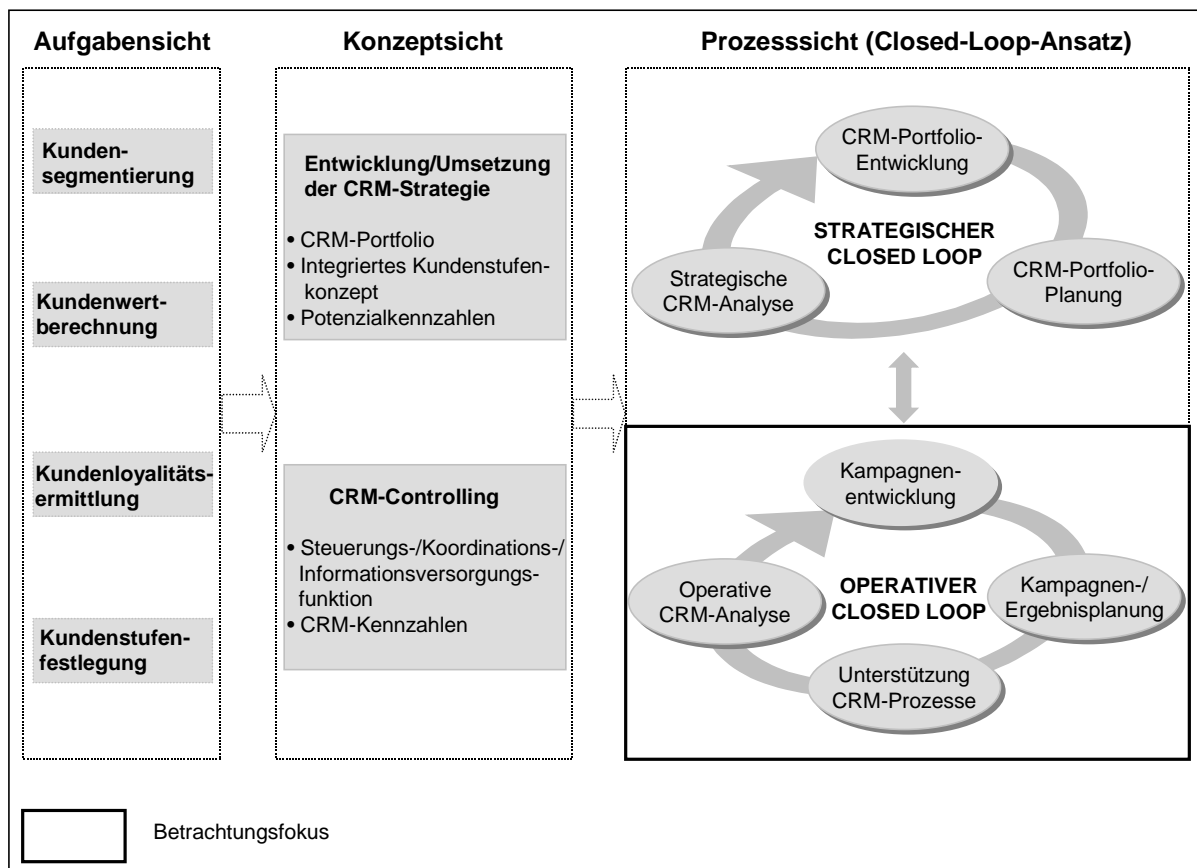


Abb. 3.24: Einordnung des operativen Closed Loops in die Prozesssicht der betriebswirtschaftlichen Ebene

Er beginnt auf Basis der verabschiedeten CRM-Strategie mit der operationalisierten CRM-Portfolio-Planung, indem die Kampagnenentwicklung abgeleitet wird. Es schließen sich die Kampagnen-/Ergebnisplanung, die Unterstützung der CRM-Prozesse und die operative CRM-Analyse an

Erkenntnisse aus diesem Closed-Loop-Prozess können aber auch in den strategischen Closed-Loop-Prozess zurückgespielt werden, um ggf. die CRM-Strategie anzupassen.

#### 3.6.1 Kampagnenentwicklung

Der Übergang vom strategischen Closed Loop zum operativen Closed Loop erfolgt über die Kampagnenentwicklung. Bei der Kampagnenentwicklung ist zu überlegen, in welchen

Kundengruppen und -stufen Kampagnen entwickelt werden. Zielsetzung ist die operative Umsetzung der finalisierten CRM-Portfolio-Planung. Werden bestimmte Kundenstufen nicht durch Kampagnen aktiv unterstützt, so werden diese Kunden über das Tagesgeschäft des Vertriebs abgewickelt.

Ausgangspunkt der Überlegungen für die Ableitung relevanter Kampagnen sind die vorliegenden strategischen und taktischen Kennzahlen. Am Beispiel aus Kap. 3.5.2.1 wird die Vorgehensweise erläutert (vgl. Abb. 3.25).

Kennzahlen	Kunden- gruppe 1	Kunden- gruppe 2
Ø-Ist-Kundenloyalität	70	79
Ø-Plan-Kundenloyalität	69	82
Ø-Ist-Kunden-DB (in €)	8,91	19,38
Ø-Plan-Kunden-DB (in €)	9,17	20,87
Akquisepotenzial (in %)	0,0	9,1
Bestandskundenpotenzial (in %)	-3,3	15,0
Cross-/Up-Selling-Potenzial (in %)	7,5	12,5
Wechselpotenzial (in %)	6,0	-10,0
Reakquisepotenzial (in %)	5,0	12,0

Abb. 3.25: Strategische und taktische Kennzahlen als Vorgaben für die Kampagnenentwicklung

Im Vergleich der beiden Kundengruppen ist grundsätzlich festzustellen, dass die Kundengruppe 2 gegenüber Kundengruppe 1 mehr Deckungsbeiträge pro Kunden erwirtschaftet und eine höhere Loyalität pro Kunden hat. Zudem verfügt die Kundengruppe 2 über viel höhere Potenziale in allen Kundenstufen.

Da in der Kundengruppe 2 sowohl höhere Potenziale als auch höhere Kundendeckungsbeiträge vorliegen, sollte die Kampagnenentwicklung primär auf diese Kundengruppe ausgerichtet sein, um Streuverluste zu minimieren. Da die Kampagnen mit hohen Kosten verbunden sein können, sollte zudem die Kampagnenentwicklung verstärkt im Bestands- und Rückgewinnungsmanagement ausgerichtet werden, weil dort die höheren Potenziale vorliegen.

Auch in Kundengruppe 1 sollten zur Unterstützung Kampagnen im Bestands- und Rückgewinnungsmanagement – aber nicht in dem Maße wie bei Kundengruppe 2 – durchgeführt werden. Beim Interessentenmanagement mit einer Akquisepotenzial von 0 % und einem Bestandskundenpotenzial von - 3,3 % sind dagegen keine Kampagnen anzustreben. Diese sind im normalen Tagesgeschäft abzuwickeln. Die Kunden holen bspw. von sich aus Angebote ein, die dann vom Unternehmen außerhalb von Kampagnen zu bearbeiten sind.

Ergebnis der Kampagnenentwicklung ist, dass die Kampagnen eindeutig mit einem Kampagnenziel und einer Zielgruppe definiert wurden. Um eine aussagefähige Kampagnen-/Ergebnisplanung im nächsten Schritt durchzuführen, sollte auch der Kampagnenablauf und der Zeitraum der Kampagne grob beschrieben werden. Mit diesen Informationen können erst Response-, Erlös- und Kostenzahlen etc. abgeschätzt werden. Zu empfehlen wäre, dass eine standardisierte Kampagnenbeschreibung (Kampagnenziel, Zielgruppe, Ablauf, Zeitraum etc.) für diesen Schritt verwendet wird.

Zudem ist zu überlegen, ob weitere aCRM-Aufgaben zur Unterstützung der Kampagnen herangezogen werden. Während es bei den Data-Mining-Modellen im Rahmen der CRM-Portfolio-Planung darum geht, die Kunden in den richtigen Kundenstufen zu klassifizieren, stellt sich bei der Kampagnenentwicklung z.B. die Frage nach der Beschreibung eines Kundenprofils für einen Vertragsabschluß oder nach den Abwanderungsgründen zur Konkurrenz. Bei diesen Data-Mining-Modellen steht für die Unterstützung der Kampagnenentwicklung also mehr die „Erklärung“ im Vordergrund.

### **3.6.2 Kampagnen-/Ergebnisplanung**

Sowohl die Ergebnisse der Kampagnenentwicklung als auch das vorliegende Planungs-CRM-Portfolio sind die Vorgaben für die operative Kampagnen-/Ergebnisplanung.

Der Unterschied zwischen der CRM-Portfolio-Planung und der Kampagnen-/Ergebnisplanung liegt darin, dass in der operativen Planung detaillierter geplant wird. Während in der strategischen CRM-Portfolio-Planung nur die Anzahl der Kunden, die Kundenloyalitätswerte und die Kundenwerte Planungsgrößen sind, werden in der operativen Kampagnen-/Ergebnisplanung auch zusätzlich die Absatzmengen, Erlöse und variablen Kosten geplant.<sup>344</sup> Die variablen Kosten können gemäß einer Kundendeckungsbeitragsrechnung noch in weitere Kostenbestandteile unterteilt werden (vgl. Abb. 3.5 in Kap. 3.2.2.2). Wesentliches Kennzeichen beider CRM-Planungsansätze ist, dass sie auf die gleiche Kundengruppen- und -stufenstruktur aufsetzen.

Bezogen auf das Beispiel aus Abb. 3.22 (CRM-Portfolio-Planung) in Kap. 3.5.2.1 können die Kundendeckungsbeiträge über die Kampagnen-/Ergebnisplanung auf die Absatz-, Erlös- und Kostenstrukturen heruntergebrochen werden. Dabei ist es Aufgabe des CRM-Controllings, die Datenkonsistenz zwischen der strategischen CRM-Portfolio-Planung und der operativen Kampagnen-/Ergebnisplanung sicherzustellen.

In der Kampagnen-/Ergebnisplanung gibt es dabei Planpositionen mit und ohne Kampagnen. Die Kampagnen wurden in der Kampagnenentwicklung festgelegt (vgl. Kap. 3.6.1). Bei den

---

<sup>344</sup> Die Kundenloyalitätswerte werden nicht weiter detailliert. Sie sind ausschließlich in der CRM-Portfolio-Planung zu finden.

CRM-Planungspositionen ohne Kampagnen handelt es sich um die dezentrale Ergebnisplanung je Verantwortungsbereich (z.B. Niederlassungsleiter, Vertriebsmitarbeiter). Die abgestimmten, angestrebten Ergebnisse je Verantwortungsbereich münden dabei zumeist in den Zielvereinbarungen.

Bei der operativen Kampagnen-/Ergebnisplanung findet ein ähnlicher Planungsprozess mit Einbindung der dezentralen Einheiten wie bei der CRM-Portfolio-Planung (vgl. Kap. 3.5.2.2) statt. Dabei werden die Planungsvorschläge nicht über Data-Mining unterbreitet, sondern werden in Form von Kundenzahlen und -deckungsbeiträgen vorgegeben. Der Abstimmprozess zwischen den zentralen und dezentralen Einheiten wird wieder über die Koordinationsfunktion des CRM-Controllings sichergestellt.

### **3.6.3 Unterstützung der CRM-Prozesse**

Nach der Kampagnen/Ergebnisplanung findet die operative Durchführung statt. Die entwickelten Kampagnen werden über einen Kampagnenmanager umgesetzt. Des Weiteren werden im täglichen Vertriebsgeschäft Angebote gelegt und Kontakte zur Verbesserung der Kundenbeziehung vorgenommen. Es werden alle zur vertrieblichen Tätigkeit notwendigen Marketing-, Vertriebs- und Serviceprozesse durchgeführt, die aus IT-Sicht durch das operative CRM-System unterstützt werden (vgl. Kap. 2.4.2).

Aus aCRM-Sicht stellt sich die Frage, welche analytischen Informationen den Vertriebsmitarbeitern zur Unterstützung der operativen Vertriebs- und Serviceprozesse bereitgestellt werden. Damit ist die Informationsversorgungsfunktion des CRM-Controllings angesprochen (vgl. Kap. 3.4.1.3). Insbesondere sollten die Informationen der verabschiedeten CRM-Strategie zur Verfügung gestellt werden, damit sie bei allen Vertriebsmitarbeitern verankert wird.

Zudem sind weitere aCRM-Aufgaben zur Unterstützung der CRM-Prozesse (z.B. Responsemodelle über Data-Mining, Warenkorbanalysen etc.) zu identifizieren. Durch die Kampagnenentwicklung und Kampagnen-/Ergebnisplanung sind die operativen Aufgaben des Vertriebs klar abgesteckt worden. Ggf. kann eine weitere Data-Mining-Analyse aufzeigen, welche zusätzlichen bzw. höherwertigen Produkte für diese Kunden angeboten werden können (vgl. Kap. 2.4.3.2). Oder es kann ein Data-Mining-Responsemodell für eine Kampagne aufgebaut werden, um die Responsequote zu verbessern (vgl. Kap. 2.4.3.1).

Die Data-Mining-Ergebnisse sind in geeigneter Form (z.B. Grafiken, Berichte) den Vertriebsmitarbeitern zu präsentieren. In Kapitel 6 wird hierzu die Bereitstellung in Form eines Cockpits diskutiert (vgl. Kap. 6.3).

### 3.6.4 Operative CRM-Analyse

Um den operativen Closed-Loop-Prozess zu schließen, findet die operative CRM-Analyse statt. Sie hat das Ziel, die Effizienz der operativen Umsetzung der CRM-Strategie sicherzustellen. Es werden Plan-/Ist-Abweichungen sowohl bei den Kampagnen als auch bei den Verantwortungsbereichen durchgeführt. Basis der CRM-Analysen ist die abgestimmte Kampagnen-/Ergebnisplanung.

Bei den Kampagnen werden die durchschnittlichen Kampagnenerfolge gegenübergestellt. Die Gründe für die Abweichungen sind festzustellen. Diese können sowohl in der Kampagnenentwicklung (Ansprache der richtigen Zielgruppe, Medienauswahl) als auch in der operativen Kampagnenumsetzung (verfasste Mailings, Flyer) liegen.

Zweites Analyseobjekt der operativen CRM-Analyse sind die Verantwortungsbereiche. Ausgangspunkt der Analyse sind auch hier die erzielten Deckungsbeiträge gegenüber den geplanten Deckungsbeiträgen pro Verantwortungsbereich. Für Detailanalysen kann auch auf die Erlöse, Absätze und Kostenpositionen heruntergebrochen werden. Als weitere Hilfestellung zur Analyse dienen die CRM-Kennzahlen Angebotserfolgsquote und Kundenkontaktfrequenz.

Des Weiteren sollte die Kundenbeziehungssicht der Verantwortungsbereiche analysiert werden. Die tatsächlichen Kundenloyalitätswerte der Verantwortungsbereiche werden den geplanten Kundenloyalitätswerten gegenübergestellt.<sup>345</sup> Der Vergleich der Kundenloyalitätswerte zwischen den Verantwortungsbereichen können Anhaltspunkte für die Verbesserung der Kundenbeziehung aufzeigen.

Die Erkenntnisse der operativen CRM-Analyse gehen wieder in die nächste Kampagnen-/Ergebnisplanung ein. Sollten die Erkenntnisse von strategischer Relevanz sein, sind diese auch in den strategischen Closed-Loop-Prozess zurückzuspielen (Weiterentwicklung der CRM-Strategie, Anpassung der CRM-Portfolio-Planung etc.).

## 3.7 Ergebnisse „Betriebswirtschaftliche Ebene des aCRM“

### 3.7.1 Inhaltliche Ergebnisse

Die betriebswirtschaftliche Ebene des aCRM wurde in diesem Kapitel aus Aufgaben-, Konzept-, und Prozesssicht untersucht.

Ausgangspunkt sind die aCRM-Basisaufgaben Kundensegmentierung, Kundenwertberechnung, Kundenloyalitätsermittlung und Kundenstufenfestlegung, die detailliert diskutiert wur-

---

<sup>345</sup> Es wird davon ausgegangen, dass jeder Verantwortungsbereich (z.B. Niederlassung) einen festen Kundenstamm hat. Bei Kundenumfragen können diese eindeutig den Verantwortungsbereichen zugeordnet werden.

den. Die aCRM-Basisaufgaben sind in das Konzept der CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung sowie in das CRM-Controlling eingeflossen.

Für das Konzept der CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung wurde ein kundengruppenbezogenes CRM-Portfolio entwickelt. Wesentliches Kennzeichen ist die Integration der Kundenstufen in die Kundengruppen, um eine kundengruppen- und -stufenbezogene Steuerung zu ermöglichen. Bereits auf Unternehmensführungsebene muss eine aktive Kundenstufenqualifizierung im Hinblick auf die Bedürfnisse der Kunden verankert sein. In der CRM-Strategieumsetzung wurden die Potenzialkennzahlen aus dem Kundenstufenkonzept identifiziert, um auf dieser Basis die erforderlichen Kampagnen abzuleiten.

Das Konzept für das CRM-Controlling hat sich mit der Steuerungs-, Koordinations- und Informationsversorgungsfunktion beschäftigt. Zur Erfüllung dieser Funktionen wurden strategische, taktische und operative CRM-Kennzahlen definiert.

Auf Basis der Konzepte wurde die Vorgehensweise im Rahmen des strategischen und operativen Closed-Loop-Prozesses konkretisiert.

Das Data-Mining leistet hierbei wesentliche Hilfe bei der Erstellung des CRM-Portfolios. Es sind die Kundengruppenermittlung und die Zuordnung der Akquisekunden zu den Kundengruppen zu nennen. Auch der Planungsansatz ändert sich durch das aCRM-Konzept im Unternehmen. Hierzu wurde ein BI-gestütztes CRM-Portfolio-Planungstemplate entwickelt. Zur Verdeutlichung wurde der damit verbundene BI-gestützte CRM-Planungsprozess dargestellt. Insbesondere der Data-Mining-Einsatz für die Potenzialberechnungen ist zu nennen. Mit der Beschreibung der Aufgaben der strategischen CRM-Analyse schließt sich der strategische Closed-Loop-Prozess.

Das Kapitel wird durch die Beschreibung der Vorgehensweise des operativen Closed-Loop-Prozesses hinsichtlich der Kampagnenentwicklung, Kampagnen-/Ergebnisplanung, Unterstützung der CRM-Prozesse und operativen CRM-Analyse abgerundet.

Abb. 3.26 zeigt die Ergebnisse.



- ✓ **Erörterung der aCRM-Basisaufgaben**
  - Darstellung der Kundensegmentierung
  - Vergleich der Kundenwertverfahren
  - Definition der Kundenloyalitätsermittlung für den aCRM-Ansatz
  - Entwicklung eines Kundenstufenkonzeptes auf Basis des Kundenlebenszyklus<sup>4</sup>
  
- ✓ **Entwicklung eines Konzeptes für die CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung**
  - Erstellung eines kundengruppenbezogenen CRM-Portfolios
  - Integration des Kundenstufenkonzeptes in die Kundengruppen
  - Entwicklung der Potenzialkennzahlen aus dem Kundenlebenszyklus-Konzept für die Ableitung von Kampagnen
  
- ✓ **Entwicklung eines Konzeptes für das CRM-Controlling**
  - Konkretisierung der Steuerungs-, Koordinations- und Informationsversorgungsfunktion
  - Ableitung und Definition der CRM-Kennzahlen aus dem Closed-Loop-Ansatz
  
- ✓ **Umsetzung im strategischen Closed-Loop-Prozess**
  - Erstellung einer Vorgehensweise für die Entwicklung einer CRM-Strategie mit Unterstützung von Data-Mining
  - Entwicklung eines BI-gestützten Planungs-CRM-Portfolios, in dem Kundenstufenänderungen über Data-Mining vorausgesagt werden
  - Bestimmung der Aufgaben der strategischen CRM-Analyse
  
- ✓ **Umsetzung im operativen Closed-Loop-Prozess**
  - Darstellung der Vorgehensweise in der Kampagnenentwicklung
  - Erörterung der Kampagnen-/Ergebnisplanung
  - Ableitung weiterer aCRM-Aufgaben aus der Kampagnenentwicklung
  - Bestimmung der Aufgaben der operativen CRM-Analyse

Abb. 3.26: Ergebnisse „Betriebswirtschaftliche Ebene des aCRM“

### 3.7.2 Leitfaden „Betriebswirtschaftliche Ebene“

Aus den Ergebnissen des Kapitels der betriebswirtschaftlichen Ebene leitet sich ein allgemeingültiger Leitfaden ab. Der Leitfaden orientiert sich an den Schritten des strategischen und operativen Closed-Loop-Prozesses.

Im strategischen Closed-Loop-Prozess sind unternehmensbezogen die CRM-Portfolio-Entwicklung, die CRM-Portfolio-Planung und die strategische CRM-Analyse zu definieren.

Der operative Closed-Loop-Prozess umfasst die unternehmensspezifische Definition der Kampagnenentwicklung, der Kampagnen-/Ergebnisplanung, der Unterstützung der CRM-Prozesse und der operativen CRM-Analyse.

Die einzelnen Prozessschritte sind im Leitfaden der Abb. 3.27 detailliert aufgeführt.

	Erledigt
<b>A. Definition der CRM-Portfolio-Entwicklung</b>	
1. Auswahl der Kundenwertmethode	<input type="checkbox"/>
2. Definition der Berechnung der Kundenloyalität unter Berücksichtigung der Datenschutzbestimmungen	<input type="checkbox"/>
3. Definition der Ermittlungsart der Zielgruppen (über Annahmen oder Data-Mining)	<input type="checkbox"/>
4. Definition der Kundenstufen im Kundenlebenszyklus	<input type="checkbox"/>
5. Zusammenführung A.1-A.4 zu einem unternehmensbezogenen CRM-Portfolio-Ansatz	<input type="checkbox"/>
6. Definition der kundengruppenbezogenen CRM-Maßnahmenableitung aus dem CRM-Portfolio (über Annahmen oder Data-Mining)	<input type="checkbox"/>
7. Definition der Wirtschaftlichkeitsmethode für die Bewertung der einzelnen CRM-Maßnahmen (z.B. lebenszyklusorientierte Kundendeckungsbeitragsrechnung)	<input type="checkbox"/>
<b>B. Definition einer CRM-Portfolio-Planung</b>	
1. Entwicklung eines BI-gestützten CRM-Planungstemplates	<input type="checkbox"/>
2. Definition eines CRM-Planungsprozesses für die CRM-Portfolio-Planung	<input type="checkbox"/>
- Festlegung der Potenzialkennzahlen einschließlich der automatischen Ermittlung über Data Mining	<input type="checkbox"/>
- Bestimmung der Vorgehensweise für den Aufbau des CRM-Planungstemplates	<input type="checkbox"/>
- Konkretisierung der Planungsabstimmung im Unternehmen	<input type="checkbox"/>
<b>C. Definition einer strategischen CRM-Analyse</b>	
1. Festlegung der Plan-/Ist-Abweichungsanalysen auf Basis der definierten CRM-Portfolio-Planung	<input type="checkbox"/>
2. Definition der strategischen und taktischen CRM-Kennzahlen	<input type="checkbox"/>
<b>D. Definition einer Kampagnenentwicklung</b>	
1. Bestimmung der relevanten Potenzialkennzahlen für die Ableitung der Kampagnen	<input type="checkbox"/>
2. Festlegung der relevanten aCRM-Aufgaben zur Unterstützung der Kampagnenentwicklung	<input type="checkbox"/>
<b>E. Definition einer Kampagnen-/Ergebnisplanung</b>	
1. Entwicklung einer BI-gestützten Kampagnen-/Ergebnisplanung	<input type="checkbox"/>
2. Definition eines CRM-Planungsprozesses für die Kampagnen-/Ergebnisplanung	<input type="checkbox"/>
<b>F. Definition der Unterstützung von CRM-Prozessen</b>	
1. Identifizierung der analytischen Informationsbereitstellung aus der Kampagnenentwicklung	<input type="checkbox"/>
2. Festlegung der Bereitstellungsart (Grafiken, Berichte etc.)	<input type="checkbox"/>
<b>G. Definition der operativen CRM-Analyse</b>	
1. Festlegung der Plan/Ist-Abweichungsanalysen auf Basis der definierten Kampagnen-/Ergebnisplanung	<input type="checkbox"/>
2. Definition der operativen CRM-Kennzahlen	<input type="checkbox"/>

Abb. 3.27: Leitfaden für die Entwicklung eines unternehmensbezogenen aCRM-Konzeptes auf der betriebswirtschaftlichen Ebene

## 4 IT-Ebene des aCRM

### 4.1 Überblick

#### 4.1.1 Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte

Der Konzeptionsteil des aCRM-Ansatzes wird in diesem Kapitel durch die Diskussion der IT-Ebene vertieft, nachdem in Kapitel 2 der aCRM-Konzeptrahmen vorgestellt wurde und in Kapitel 3 die betriebswirtschaftliche Vorgehensweise im Rahmen der Closed-Loop-Prozesse entwickelt wurde. Schwerpunkt der Betrachtung in diesem Kapitel ist der Aufbau der Datenbasis im BI-Data Warehouse für das aCRM (vgl. Abb. 4.1).

Zu Beginn wird eine BI-Data-Warehouse-Architektur für das aCRM erstellt. Auf dieser Basis ist zu untersuchen, wie die Datenmodellierung einer Basis-Datenbank für das analytische CRM erfolgt.

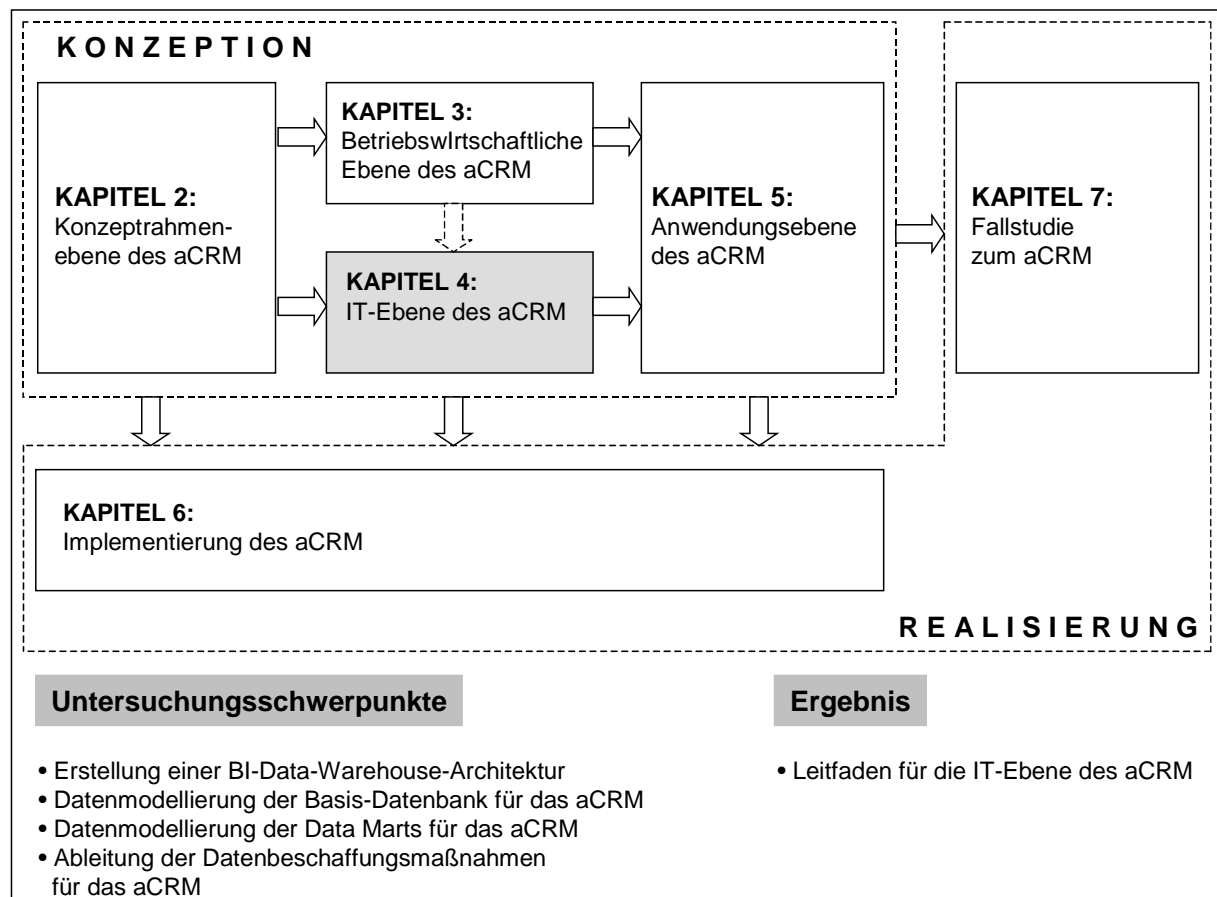


Abb. 4.1: Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte „IT-Ebene des aCRM“

Gleichermaßen wird der Data-Mart-Einsatz auch unter Datenmodellierungsgesichtspunkten diskutiert. Das Kapitel wird abgerundet, indem die erforderlichen Datenbeschaffungsmaßnahmen abgeleitet werden.

Ergebnis des Kapitels ist es, dass ein allgemeiner Leitfaden für die IT-Ebene des aCRM-Konzeptes erstellt wird.

#### **4.1.2 Leitbild „IT-Ebene“ im Zusammenhang mit der „Konzeptrahmenebene“**

Während Ausgangspunkt der Überlegungen der betriebswirtschaftlichen Ebene die aCRM-Bestimmungsfaktoren „Differenzierung“, „Kundenprofitabilität“, „Kundenstabilität“ und „Kundenlebenszyklus“ waren, wird die IT-Ebene durch den aCRM-Bestimmungsfaktor „Dynamik“ determiniert. Ausgehend von diesem aCRM-Bestimmungsfaktor wurden die aCRM-Architektur und die für den aCRM-Ansatz relevanten Business-Intelligence-Instrumente in Kapitel 2 vorgestellt.

Auf dieser Grundlage wird in diesem Kapitel die IT-Ebene des aCRM entwickelt. Das Leitbild für die IT-Ebene unterteilt sich dabei in eine Architektur- und Vorgehenssicht (vgl. Abb. 4.2).

Der IT-Rahmen wird durch die Entwicklung einer BI-Data-Warehouse-Architektur für das aCRM festgelegt. Die BI-Data-Warehouse-Architektur unterteilt sich in einen Datenpräsentations-, Planungs-/Datenanalyse-, aggregierten Datenhaltungs-, detaillierten Datenhaltungs- und Datenbeschaffungs-Layer. Die einzelnen Layer werden in Kap. 4.2 erörtert. Weil diese Architektur auch alle zusätzlichen BI-Instrumente Planung, OLAP, Data-Mining und Cockpit des aCRM aus Kap. 2 integriert, wird in diesem Kapitel auch von einem „BI-Data Warehouse“ gesprochen. Damit wird eine klare Abgrenzung zum klassischen Data-Warehouse-Ansatz, der diese BI-Instrumente nicht integriert hat, vorgenommen.

Das Kapitel 4 fokussiert dabei auf die Erstellung der Datenbasis im BI-Data Warehouse unter Berücksichtigung der Datenbeschaffung. Die Planung wurde dagegen bereits in den Kapiteln der Konzeptrahmenebene und betriebswirtschaftlichen Ebene detailliert erörtert (vgl. Kap. 2.6.4, Kap. 3.5.2 und Kap. 3.6.2). Sie wird in diesem Kapitel ausschließlich aus Datenmodellierungssicht betrachtet. Die Data-Mining-Anwendung wird im nächsten Kapitel aus Anwendungssicht diskutiert (vgl. Kap. 5). Das Cockpit wurde in Grundzügen bereits im Konzeptrahmenkapitel vorgestellt (vgl. Kap. 2.6.5). Eine weitere Diskussion, die einen Mehrwert liefert, entsteht nur durch die Verbindung mit der betriebswirtschaftlichen Ebene. Deshalb wird ein Cockpit-Entwurf konkret im Realisierungsteil entwickelt (vgl. Kap. 6.3).

Dieses Kapitel fokussiert sich auf drei Schwerpunkte: die Modellierung der Basis-Datenbank, die Modellierung der Data Marts und die Vorgehensweise in der Datenbeschaffung.

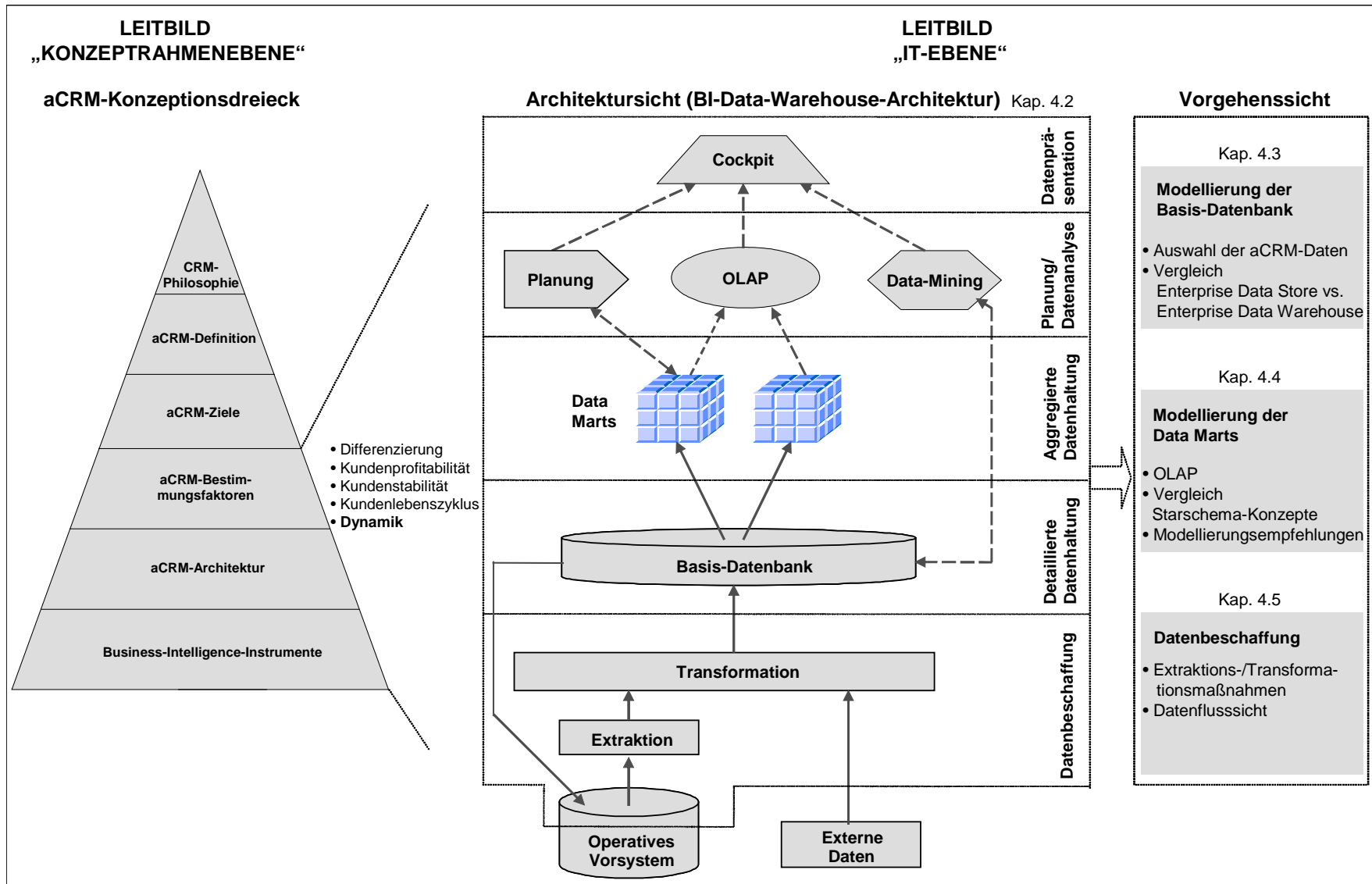


Abb. 4.2: Leitbild „IT-Ebene“ im Zusammenhang mit der „Konzeptrahmenebene“

Bei der Modellierung der Basis-Datenbank ist zu klären, wie die Auswahl der Daten für das aCRM erfolgt. Schließlich werden die beiden Basis-Datenbankkonzepte „Enterprise Data Store“ und „Enterprise Data Warehouse“ verglichen und hinsichtlich der aCRM-Nutzung für den Data-Mining- und CRM-Controlling-Einsatz bewertet.

Für die Modellierung der Data Marts wird als Basis der On-Line-Analytical-Processing-Ansatz vertieft, um zunächst die Anwenderseite zu betrachten. Die technische Realisierung findet über sog. Starschema-Konzepte statt. Diese werden verglichen und hinsichtlich der aCRM-Nutzung bewertet. Auf dieser Grundlage werden anschließend Modellierungsempfehlungen gegeben, die im Realisierungsteil in Kapitel 6 berücksichtigt werden.

Die Betrachtung der Datenbeschaffung für die Basis-Datenbank rundet das Kapitel der IT-Ebene ab. Es werden die Extraktions- und Transformationsmaßnahmen im Hinblick auf die Datenqualifizierung für das aCRM erörtert. Zusammenfassend wird eine Datenflusssicht dargestellt.

## **4.2 Business-Intelligence-(BI)-Data Warehouse**

Grundlage der Betrachtung der IT-Ebene ist die Entwicklung einer BI-Data-Warehouse-Architektur für das analytische CRM. Hierzu wird BI als dynamisches System diskutiert, das Voraussetzung für die Umsetzung des vorliegenden aCRM-Ansatzes ist (aCRM-Bestimmungsfaktor „Dynamik“, vgl. Kap. 2.3.3). Die BI-Data-Warehouse-Architektur wird anschließend auf Basis des Layer-Konzeptes erstellt.

### **4.2.1 Entwicklung zum dynamischen System**

Das klassische Data Warehouse hat sich in den letzten Jahren zu einem Business-Intelligence-basierten Data Warehouse (=BI-Data Warehouse) weiterentwickelt (vgl. Kap. 2.6).<sup>346</sup> Das BI-Data Warehouse stellt dabei der Kern der Business-Intelligence-Landschaft dar, weil ohne explizite Datenaufbereitung und Datenhaltung keine BI-Anwendungen aufbaubar sind.<sup>347</sup> Ein BI-Data Warehouse zeichnet sich dadurch aus, dass der allgemeine Entwicklungstrend im Business-Intelligence-Umfeld in Form eines dynamischen Systems auch in den Weiterentwicklungen des Data-Warehouse-Ansatzes berücksichtigt wurde (vgl. Kap. 2.5.4). Insbesondere die Integration der Data-Mining-Methoden in die Data-Warehouse-Architektur (Embedded Business Intelligence) und die Fokussierung auf eine portalgestützte Benutzeroberfläche (Direct Access Business Intelligence) sind zu nennen.<sup>348</sup> Zudem wurde in den letzten Jahren konsequent die Realisierung einer Closed-Loop-Integrations-Archi-

<sup>346</sup> Vgl. Gehra/Gentsch/Hess (2004), S. 238.

<sup>347</sup> Vgl. Egger/Fiechter/Kramer/Sawicki/Straub/Weber (2006), S. 40.

<sup>348</sup> Vgl. Gehra (2005), S. 56 ff; Hashm (2004), S. 3.

tektur verfolgt.<sup>349</sup> Damit können auf Basis analytischer Modelle Entscheidungen getroffen werden, die sofort operativ umgesetzt und verfolgt werden (Integration des BI-Data Warehouse mit dem oCRM-System). Diese Closed-Loop-Integration ist für das aCRM eine notwendige Voraussetzung. Eng verbunden damit ist die Entwicklung zur Real Time Intelligence. BI-Informationen stehen in Echtzeit für zeitnahe Informationen zur Verfügung.

Voraussetzung für diese Entwicklungen ist der Einsatz einer serviceorientierten Architektur (SOA) innerhalb des BI-Data Warehouse, um Offenheit, Modularität, integrierte und wiederverwendbare Komponenten in der Anwendungsentwicklung zu erreichen.<sup>350</sup> Das BI-Data Warehouse baut auf einem Schichten- bzw. Layer-Konzept auf, das im folgenden Abschnitt 4.2.2 dargestellt wird. Trotz einer starken Modularisierung sind die Layer vollständig integriert.

Mit dem Layer-Konzept des BI-Data Warehouse sind folgende Vorteile verbunden:<sup>351</sup>

- Schnelle Datenbeschaffung unter Vermeidung von unnötigen Redundanzen
- Hohe Flexibilität, weil die operative Datenbeschaffung unabhängig von den BI-Applikationen ist
- Nutzung der jeweils performantesten Datenspeicherungstechnologie in jeden Layer
- Integration von BI-Anwendungen und CRM-Prozessen

#### 4.2.2 BI-Data-Warehouse-Architektur auf Basis des Layer-Konzeptes

Bei dem BI-Data Warehouse liegen als Layer die Datenpräsentation, Planung/Datenanalyse, aggregierte Datenhaltung, detaillierte Datenhaltung und Datenbeschaffung vor (vgl. Abb. 4.3).<sup>352</sup> Die Verknüpfungen zwischen der Datenhaltung und den BI-Anwendungen in den Layern werden in Form von Datenflüssen, Datenlesen und Datenlesen/-schreiben in der Grafik dargestellt.

Bei den Datenflüssen werden Daten aus einer Tabelle (z.B. oCRM-System) in eine andere Tabelle (z.B. Basis-Datenbank) geschrieben. Datenlesen ist bspw. eine Datenselektion über die OLAP-Anwendung für eine Analyse. Beim Datenlesen/-schreiben werden Daten selektiert, neue Daten erstellt und wieder in die Datenquelle zurückgeschrieben (z.B. Planungsanwendung). Das „Zurückschreiben“ in die Datenquelle ist das entscheidende Kriterium für das Datenlesen/-schreiben gegenüber dem Datenfluss.

<sup>349</sup> Vgl. Gluchowski/Gabriel/Dittmar (2008), S. 347 ff.; Vesset (2003), S. 3 ff.

<sup>350</sup> Vgl. Raden (2006), S. 29 ff.; Silver (2005), S. 34 f.; Dostal/Jeckle/Melzer/Zengler (2005), S. 8 ff.

<sup>351</sup> Vgl. Egger/Fiechter/Kramer/Sawicki/Straub/Weber (2006), S. 41.

<sup>352</sup> Vgl. Massa/Testa (2005), S. 710, Lehner (2003), S. 22 ff.

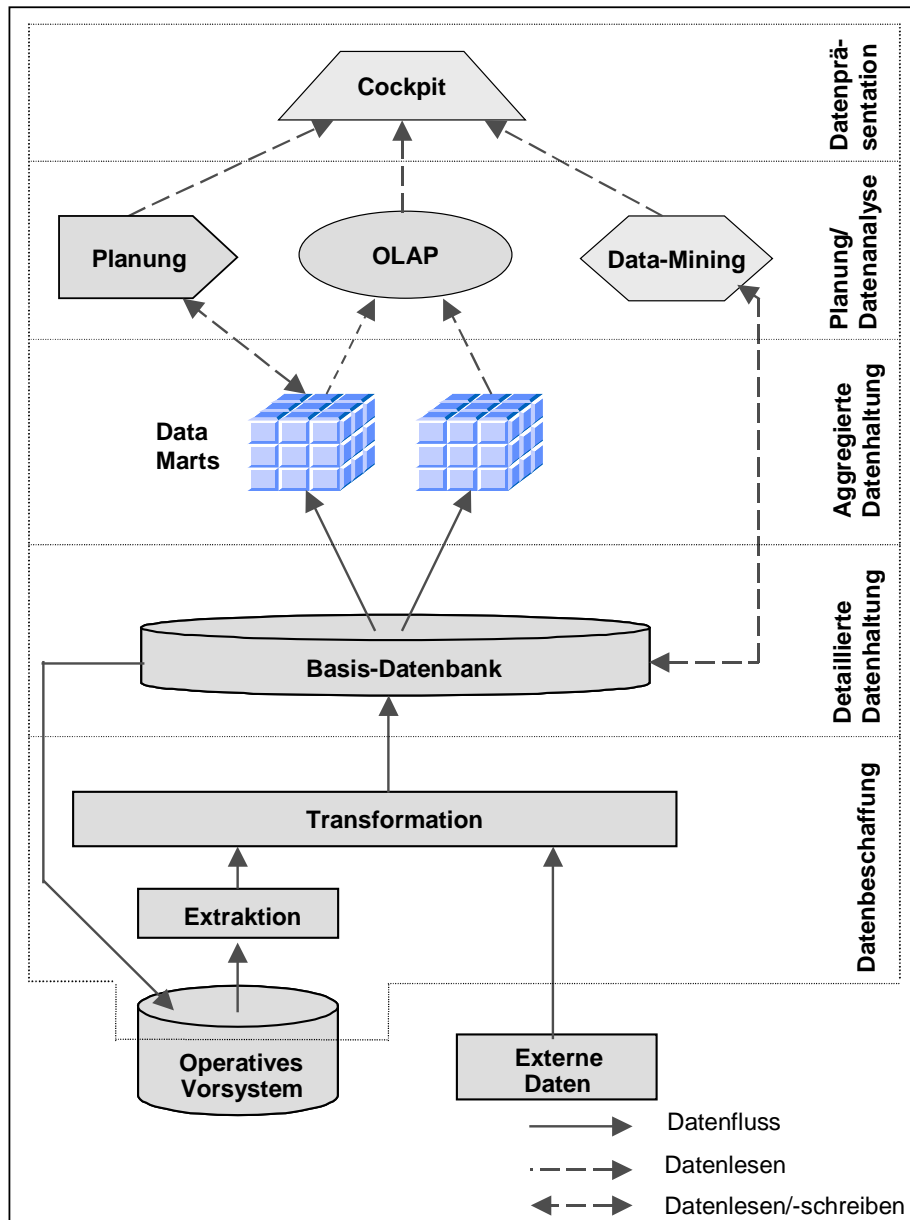


Abb. 4.3: BI-Data-Warehouse-Architektur auf Basis des Layer-Konzeptes

## (1) Datenpräsentation

Oberster Layer der BI-Data-Warehouse-Architektur ist das Cockpit. Über das Cockpit werden die aCRM-Ergebnisse in grafischen Darstellungen präsentiert. Grafische Diagramme wie Kreis-/Balken-/Linien-/Portfolio-/„Tacho“-Darstellungen werden in der Weise aufbereitet, dass die Vertriebsmitarbeiter auf einem Blick die relevanten Informationen sehen.<sup>353</sup> Erst durch gut aufbereitete und präsentierte aCRM-Ergebnisse wird die notwendige Akzeptanz bei den Vertriebsmitarbeitern erzielt. Jeder Vertriebsmitarbeiter erhält Empfehlungen für den Kundenangang und die Kundenbeziehung pro Kundengruppe und -stufe in den Marketing-, Vertriebs- und Serviceprozessen.

<sup>353</sup> Vgl. Echerson (2006), S. 25 ff.; Howson (2006), S. 35 f.; Dsyche (2005), S. 25.



## (2) Planung/Datenanalyse

Das Cockpit erhält die Analyseinformationen auf Basis des Planungs-/Datenanalyse-Layers im BI-Data Warehouse. Über die Planungsanwendung kann direkt die BI-gestützte CRM-Planung im BI-Data Warehouse abgebildet werden (vgl. Kap. 3.5.2 und 3.6.2). Die Abstimmungen zwischen den Vertriebsebenen (Top-down- und Bottom-up-Planungen) können jeweils gespeichert werden. Aus CRM-Controlling-Sicht können sofort Potenzial- bzw. Plan-/Ist-Vergleiche durchgeführt werden, weil die gleiche Datenbasis verwendet wird.<sup>354</sup>

Für die Datenanalyse greift ein OLAP-Prozessor direkt auf die Data Marts zu. Der Endanwender kann die Möglichkeiten des On-Line Analytical Processing nutzen und flexible Analysen durchführen.

Beim Data-Mining werden dagegen Methoden aus der Statistik, der künstlichen Intelligenz, dem maschinellen Lernen und der Mustererkennung eingesetzt, um bisher unbekannte Zusammenhänge zu identifizieren.<sup>355</sup> Das Data-Mining greift auf die Daten der Basis-Datenbank im BI-Data Warehouse zu, weil für aussagefähige Data-Mining-Analysen sehr detaillierte Daten erforderlich sind. In den Data Marts liegen dagegen generell aggregierte Daten vor.<sup>356</sup>

## (3) Aggregierte Datenhaltung

Die Data Marts befinden sich in der aggregierten Datenhaltungsschicht der BI-Data-Warehouse-Architektur. Die Strukturierung der Daten im Data Mart orientiert sich ausschließlich an den Analysebedürfnissen der Endanwender. Data Marts können abteilungsbezogen (z.B. Vertrieb, Controlling etc.) oder auch funktionsbezogen (z.B. Kampagnen, Service etc.) sein.<sup>357</sup> Um schnelle Analyseergebnisse zu erzielen, werden die Daten in den Data Marts aggregiert abgelegt. Bei Durchführung von Join-Operationen machen sich Data Marts aus Performanceaspekten bezahlt.

Die aggregierte Datenhaltungsebene wird insbesondere für das CRM-Controlling genutzt, weil das CRM-Controlling überwiegend auf aggregierte Daten (z.B. Bereitstellung von CRM- und Potenzialkennzahlen) aufsetzt.

---

<sup>354</sup> Vgl. Scholz (2006), S. 82 ff.

<sup>355</sup> Vgl. Kießwetter/Vahlkamp (2007), S. 18; Gehra (2005), S. 40 f.

<sup>356</sup> Vgl. Lusti (1999), S. 135.

<sup>357</sup> Vgl. Egger/Fiechter/Rohlf/Rose/Schrüffer (2005), S. 39; Bauer (2003), S. 20 ff.

#### (4) Detaillierte Datenhaltung

Die Data Marts werden durch die Basis-Datenbank versorgt. Die Basis-Datenbank befindet sich in der detaillierten Datenhaltungsschicht der BI-Data-Warehouse-Architektur. In ihr werden die Daten in detaillierter Form dauerhaft gehalten. Sie übernimmt grundsätzlich folgende Funktionen:<sup>358</sup>

- Sie nimmt alle relevanten Daten auf und stellt das zentrale Datenlager dar. Die Basis-Datenbank hat somit Sammel- und Integrationsfunktion.
- Die Basis-Datenbank hat die Aufgabe, dass alle Data Marts und Data-Mining-Anwendungen ausschließlich von ihr versorgt werden. Sie hat dadurch Distributionsfunktion. Damit können in den Data Marts und Data-Mining-Anwendungen Analysen auf Basis nicht veränderter Daten durchgeführt werden. Insbesondere Data-Mining-Analysen greifen auf die Basis-Datenbank zu, weil sie zur Analyse detaillierte Daten benötigen.
- Zudem kann direkt auf die Basis-Datenbank zum Zwecke operativer Berichte zugegriffen werden. Dadurch hat sie auch eine Auswertungsfunktion.<sup>359</sup>

Die Basis-Datenbank versorgt aber nicht nur die Data Marts, sondern auch das operative CRM-System im Sinne der Closed-Loop-Integration. Dabei handelt es sich aber nicht um eine komplette Spiegelung des Datenbestands. Das würde aus Datenredundanz- und -konsistenzgründen keinen Sinn machen. Vielmehr werden Selektionsergebnisse, die auf Basis der BI-Data-Warehouse-Daten ermittelt werden, in das oCRM-System zurückgegeben. In Kap. 6 wird speziell auf die Kundengruppenverteilung eingegangen.

#### (5) Datenbeschaffung

Die Datenbeschaffung als unterste Schicht der BI-Data-Warehouse-Architektur hat die Aufgabe, die Daten aus den vorgelagerten Datenquellen zu extrahieren.<sup>360</sup> Bei der Datenextraktion kann zwischen internen, operativen Vorsystemen und externen Datenquellen unterschieden werden. Zur Automatisierung der Datenbeschaffung aus den operativen Vorsystemen sind zum Teil Aktivitäten auf Seiten des operativen Systems vorzunehmen. Bei den externen Daten sollten diese möglichst bei dem Datenlieferanten so aufbereitet werden, dass sie direkt vom BI-Data Warehouse verarbeitet werden können.

---

<sup>358</sup> Vgl. Bauer/Günzel (2004), S. 52.

<sup>359</sup> In der Abb. 4.3 wurde im Planung/Analyse-Layer des BI-Data Warehouse explizit kein Standard-Reporting-Tool für die Basis-Datenbank dargestellt.

<sup>360</sup> Vgl. Goeken (2006), S. 28.

Damit die Daten in das entwickelte Datenmodell der Basis-Datenbank geschrieben werden können, finden in der Datenbeschaffung Transformationsmaßnahmen für die Bereinigung, Harmonisierung, Verdichtung und Anreicherung der Daten statt.<sup>361</sup> Zielsetzung der Bereinigung ist, konsistente Daten ins BI-Data Warehouse zu laden.<sup>362</sup> In der Harmonisierung von mehreren Datenquellen werden die für die Aufgabenstellung relevanten Attribute technisch zusammengefügt sowie ggf. verdichtet und durch zusätzliche Daten angereichert.<sup>363</sup>

Für die weitere Diskussion ist relevant, dass die Basis-Datenbank aus Blickrichtung des aCRM betrachtet wird. Sie muss u.a. speziell für den Data-Mining-Einsatz ausgerichtet sein, weil die Data-Mining-Analysen Daten auf Detailebene benötigen (z.B. bei der Warenkorb-analyse). Die Data Marts sind dagegen speziell für den CRM-Controlling-Einsatz geeignet, weil die Data-Mart-Datenmodelle insbesondere bei aggregierten Daten (z.B. CRM-Kennzahlen) Vorteile aufweisen.

### 4.3 Modellierung der Basis-Datenbank

Nachdem ein Überblick über die technische Realisierung des BI-Data Warehouse gegeben wurde, wird im ersten Schritt die Datenbasis in der Basis-Datenbank aufgebaut (vgl. Abb. 4.4). Es wird zunächst geklärt, wie die Auswahl der aCRM-Daten für die Basis-Datenbank erfolgt. Es schließt sich der Vergleich des Enterprise Data Store mit dem Enterprise Data Warehouse für die Modellierung der Basis-Datenbank an. Die Bewertung beider Modellierungsansätze erfolgt unter Berücksichtigung des Data-Mining-Einsatzes.

---

<sup>361</sup> Vgl. Wenzke (2005), S. 632.

<sup>362</sup> Vgl. Neckel/Knobloch (2005), S. 97 ff.; English (1999), S. 3 ff.

<sup>363</sup> Vgl. Kemper/Finger (2006), S. 115.

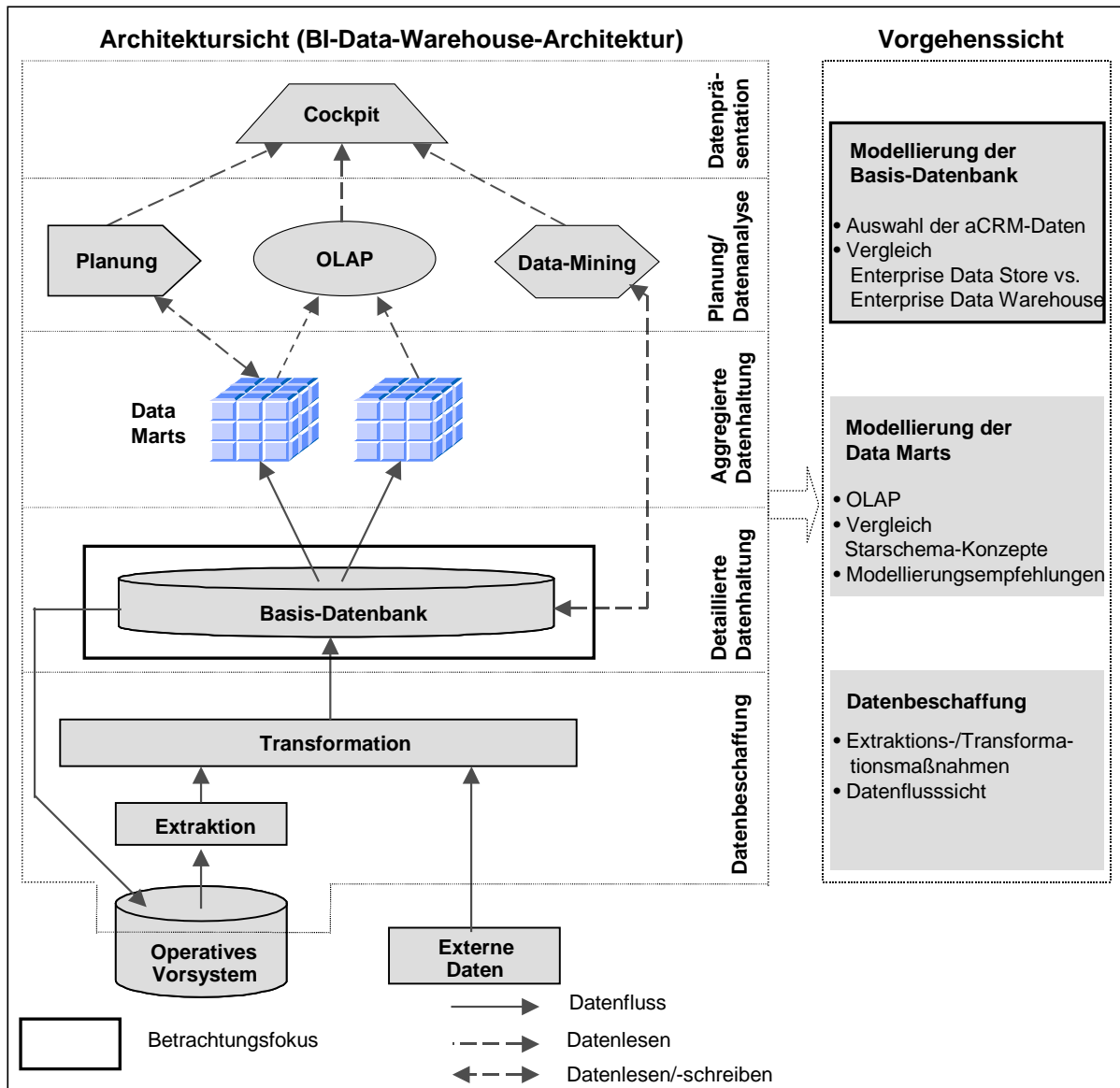


Abb. 4.4: Einordnung der Basis-Datenbank in die BI-Data-Warehouse-Architektur (IT-Ebene)

### 4.3.1 Auswahl der relevanten Daten für das aCRM

Ein analytisches CRM kann nur erfolgreich sein, wenn eine qualitativ gute Datenbasis über die Kunden im BI-Data Warehouse vorliegt. Insbesondere zur Verwirklichung der Data-Mining-Ziele stellt die Datenbasis einen relevanten Erfolgsfaktor dar. Dabei ist nicht die Menge an Daten für den Aufbau der Datenbasis entscheidend, sondern die richtige Datenauswahl im Hinblick auf eine aktive Kundenentwicklung seitens des Unternehmens.<sup>364</sup> Die Daten sind aus dem (betriebswirtschaftlichen) strategischen und operativen Closed-Loop-Prozess des Kapitels 3 abzuleiten. Dieser umfasst die

<sup>364</sup> Vgl. Shaw (2004), S. 5; Talburt/Wang/Evans/Edirisinghe/Katz-Haas/Campbell/Kuo/Lee (2004), S. 5.

- CRM-Portfolio-Entwicklung,
- CRM-Portfolio-Planung,
- strategische CRM-Analyse,
- Kampagnenentwicklung,
- Kampagnen-/Ergebnisplanung,
- Unterstützung der CRM-Prozesse
- und die operative CRM-Analyse.

In diesem Kapitel, das die IT-Ebene des aCRM beleuchtet, wird davon ausgegangen, dass ein BI-Data Warehouse speziell für den aCRM-Einsatz neu aufgebaut wird. Erst die Anwendungsebene setzt auf eine vorliegende Datenbasis im BI-Data Warehouse auf (vgl. Kap. 5).

Ausgehend vom betriebswirtschaftlichen aCRM-Konzept sollte zur Komplexitätsreduzierung in sog. Datenobjekten gedacht werden. Die Datenobjekte werden in der Weise definiert, dass sie eine logische Zusammenführung der Attribute aus Datenquellsicht sind. Bei der Datenquellsicht sollte in interne und externe Datenquellen unterschieden werden.

#### (1) Interne Datenquellen

Bei den internen Datenquellen handelt es sich um Daten, die sich in den IT-Systemen des Unternehmens befinden. Für den aCRM-Ansatz sind das oCRM-System und das ERP-System die wichtigsten Datenquellen.

Datenobjekte des oCRM-Systems sind bspw. die „Kundenstammdaten“, das „Kundenangebot“, der „Kundenauftrag“ und die „Kontakte“. Aus dem ERP-System sind bspw. die „Rechnung“ und die „Ergebnisrechnung“ zu nennen.

Nach der Identifizierung der Datenobjekte sind die relevanten Attribute für das aCRM auszuwählen. Für die „Kontakte“ sind bspw. Kontakt, Datum, Kontaktart (persönlich, schriftlich, etc.) und Kontaktgrund (Beratung, Beschwerde, etc.) zu nennen.

In Kapitel 6 werden die Datenobjekte für die Implementierung des aCRM konkretisiert.

#### (2) Externe Datenquellen

Bei den externen Datenquellen können bei den Datenobjekten zwischen den „mikrogeografischen Daten“ und den „Kundenumfragen“ (Kundenzufriedenheit/-loyalität) unterschieden werden.

Für das aCRM können aus den mikrogeografischen Daten weitere Kundeninformationen gewonnen werden (z.B. Einkommensstruktur, Kaufkraft, sortimentsbezogene Kaufkraft etc.), um z.B. qualifiziertere Rückschlüsse über das Konsumverhalten, das Kaufver-

halten und die Kaufentscheidungen für die einzelnen Zielgruppen im CRM ableiten zu können. Über das Zusammenführen von Kunden- und Wohnumfelddaten lässt sich des Weiteren eine räumliche Kundensegmentierung durchführen (vgl. ausführlicher in Kap. 3.2.1.3).

Den größten Informationsgehalt liefern Kundenumfragen, die das Unternehmen selbst durchführt oder über ein Marktforschungsunternehmen durchführen lässt. Gegenüber mikrogeografischen Systemen liegen aus Kostengründen überwiegend nur Stichprobenuntersuchungen vor, die repräsentativ für den Gesamtmarkt erstellt werden müssen. Indem die Befragungsdaten mit den Stammdateninformationen des Unternehmens verknüpft werden, ist z.B. die Voraussetzung dafür geschaffen, ein BI-Data-Warehouse-gestütztes CRM-Portfolio für alle Kunden im Kundenlebenszyklus zu erstellen, um die CRM-Strategie zu entwickeln (vgl. Kap. 3.5.1.2). Die Verknüpfung erfolgt aufgrund des Datenschutzes nicht auf Kundenebene (vgl. Kap. 3.2.3.3), sondern mit dem Verfahren des Data Matchings (vgl. Kap. 4.5.2.4).

Nach der Auswahl der relevanten Daten wird für den Aufbau der Datenbasis des aCRM die Basis-Datenbank modelliert. Bei der Erstellung der Basis-Datenbank können auf Grundlage einer relationalen Datenbanktechnologie die Ansätze des Enterprise Data Store und des Enterprise Data Warehouse unterschieden werden. Zunächst werden beide Ansätze separat erörtert.

Nach der Erörterung beider Ansätze findet abschließend ein Vergleich unter Berücksichtigung des Data-Mining-Einsatzes statt.

### **4.3.2 Enterprise Data Store als klassisches Konzept**

Das Enterprise-Data-Store-Konzept kann als klassisches Konzept innerhalb der Data-Warehouse-Technologie angesehen werden und wurde in den Anfängen des Data-Warehouse-Ansatzes eingesetzt.

#### **4.3.2.1 Ziele des Enterprise Data Store (EDS)**

Ausgangspunkt der Überlegungen des Enterprise Data Store (EDS) ist im klassischen Data-Warehouse-Ansatz die Datenorganisation der Transaktionssysteme. Sie basieren im Allgemeinen auf einem normalisierten Datenmodell. Ein wichtiges Anliegen der Datenmodellierung ist das Vermeiden von Datenintegritätsverletzungen. Sie können bereits bei einem Datenentwurf begünstigt werden. Entwurfsanomalien können dann auftreten, wenn in den einzelnen Tabellen Redundanzen vorliegen, die das Einfügen, Löschen oder Fortschreiben

neuer Daten erschweren.<sup>365</sup> Wenn sich bspw. der Name einer Kundin durch Heirat ändert, müssten bei Vorliegen von Redundanz in einer Tabelle alle Einträge geändert werden. Die Gefahr von Änderungsanomalien ist groß, wenn ein Datensatz verändert wird.

Für den ersten Entwurf werden konzeptionelle Datenmodelle eingesetzt, die ebenfalls das Ziel verfolgen, Anomalien zu vermeiden. Die Datenmodelle dokumentieren die Informationsinhalte und -strukturen einer Datenbank auf der logischen Ebene. Als Beschreibungssprachen dienen das Entity-Relationship-Modell (ERM) oder das Strukturierte Entity-Relationship-Modell (SERM).<sup>366</sup> Im SERM werden insbesondere Vererbungs- und Abhängigkeitsbeziehungen transparenter dargestellt.<sup>367</sup> Eine SER-Modellierung für Kundenaufträge zeigt Abb. 4.5.

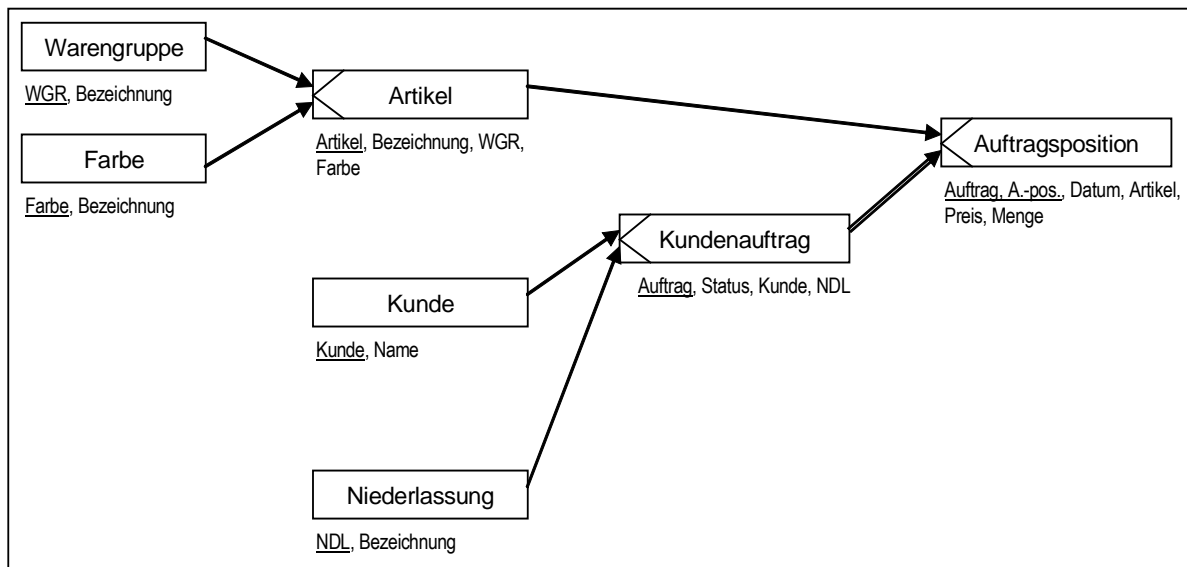


Abb. 4.5: Ausschnitt eines SER-Modells für Kundenaufträge

Die Auftragsdaten stellen im analytischen CRM die Basisinformationen für die Kauf- und Kontaktpunkte der Kunden dar. Die Kundenaufträge werden als Entity-Relationship-Typ (ER-Typ) mit den Fremdschlüsseln der Kunden und der Niederlassungen modelliert. Jedem Kundenauftrag ist mindestens eine Auftragsposition zugeordnet. Die Auftragspositionen befinden sich in einem separaten, abhängigen ER-Typ. Zu jeder Auftragsposition gehört genau ein Artikel. Der Artikel erhält durch die Vererbung der Fremdschlüsselattribute aus den Entity-Typen (E-Typen) der Warengruppe und der Farbe zusätzliche Informationen.

<sup>365</sup> Vgl. Lusti (1999), S. 169.

<sup>366</sup> Vgl. Ferstl/Sinz (1994), S. 101 ff.

<sup>367</sup> Vgl. Lackes (1995), S. 295.

### 4.3.2.2 Umsetzung

Für die Datenmodellierung im Sinne des EDS könnte das SER-Modell für die Kundenaufträge den Ausgangspunkt darstellen. Aus BI-Data-Warehouse-Sicht ergeben sich dann verschiedene Änderungen im Datenmodell (vgl. Abb. 4.6):

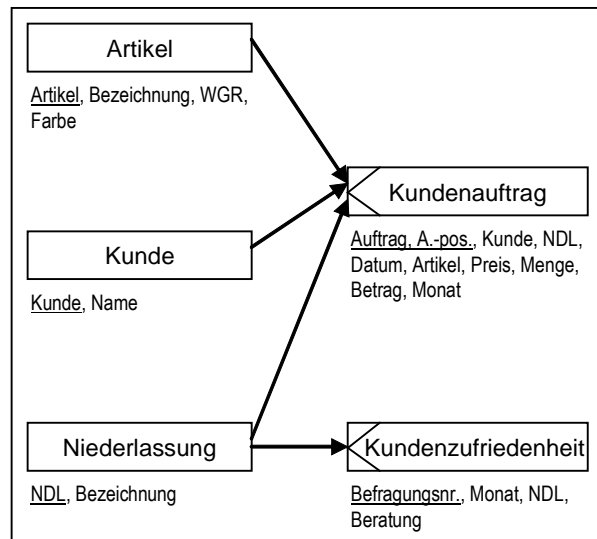


Abb. 4.6: Modifiziertes SER-Modell für den Enterprise Data Store (EDS)

- Um Verbundoperationen einzusparen, werden die Kundenaufträge und die Auftragspositionen sowie die Warengruppe, die Farbe und der Artikel zusammengeführt. Wiederholungsgruppen werden bewusst in Kauf genommen, um erhebliche Performanceverbesserungen für die Analysen zu erzielen. Durch die Denormalisierung liegen alle Informationen im E-Typ „Artikel“ und ER-Typ „Auftrag“.
- Der Kundenauftragspositionswert (Betrag) wird bereits als abgeleitete Kennzahl im ER-Typ „Auftrag“ hinterlegt. Damit ergeben sich wieder Performanceverbesserungen. Fehlerhafte Berechnungen auf der Auswertungsseite werden vermieden.
- Das operative Attribut „Status“ im Kundenauftrag des operativen Systems, das z.B. einen Kundenauftrag als „in Bearbeitung“ oder „geliefert“ klassifiziert, wird im EDS nicht übernommen, weil die Statusinformationen nicht in das Reporting des BI-Data Warehouse einfließen sollen.
- Für effiziente Zeitreihenanalysen wird der Monat im ER-Typ „Auftrag“ eingefügt.<sup>368</sup>
- Zusätzlich werden Kundenzufriedenheitsdaten der Niederlassungen aus einer externen Datenquelle in das Datenmodell integriert. Die Befragung ist anonymisiert (Befragungsnummer). Die Zuordnung findet über die Niederlassung statt. Es wird ein ER-Typ in Abhängigkeit vom E-Typ „Niederlassung“ modelliert.

<sup>368</sup> Sofern zusätzlich noch Quartals- und Jahreswerte eingefügt werden, sollte ein eigener E-Typ „Zeit“ in das SER-Modell aufgenommen werden.



### 4.3.3 Enterprise Data Warehouse als BI-Konzept

Der Enterprise-Data-Warehouse-Ansatz als Basis-Datenbank fügt sich in das Layer-Konzept des BI-Data Warehouse ein.<sup>369</sup> Es wird dabei der Enterprise Data Warehouse (EDW)- und der Operational Data Store(ODS)-Layer unterschieden. Der EDW-Layer als weitere Schicht ist oberhalb des ODS-Layers angesiedelt (vgl. Abb.4.7).

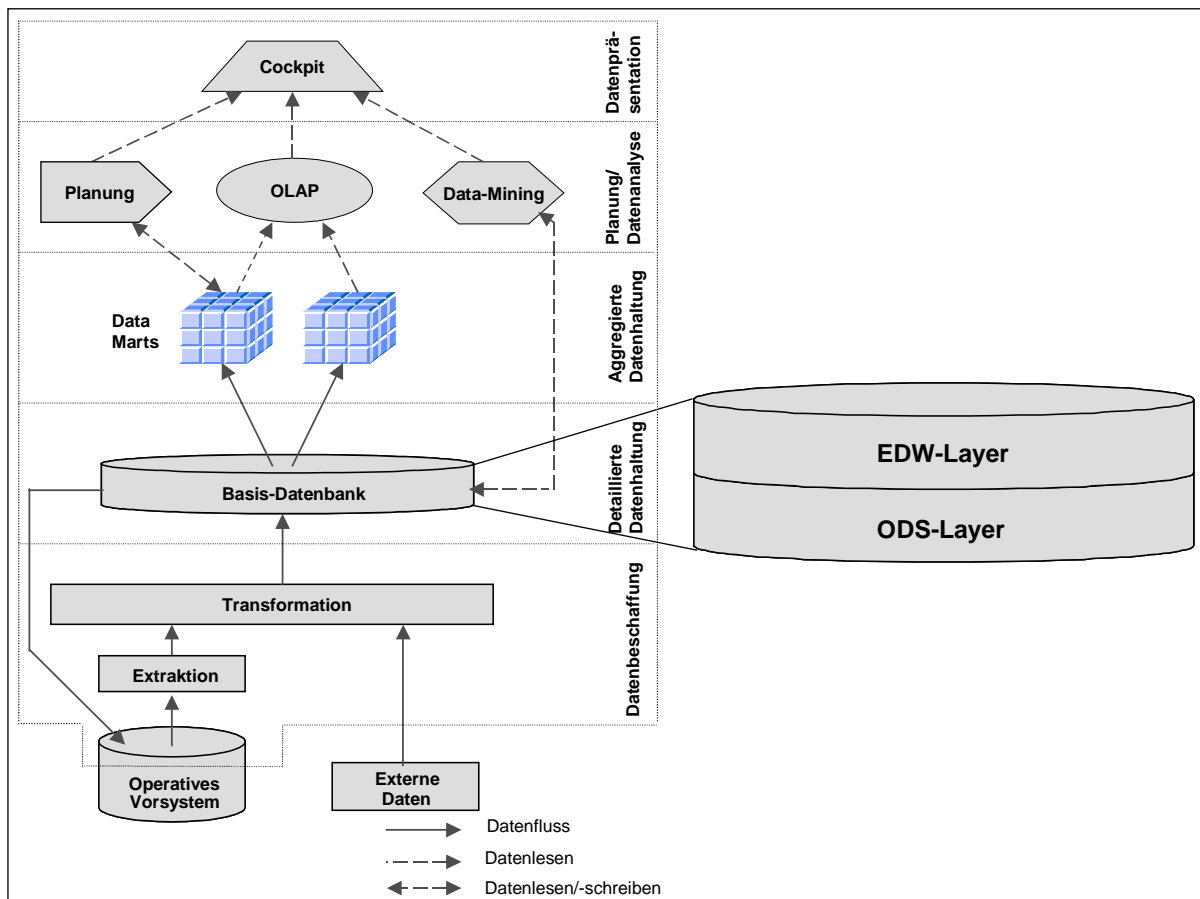


Abb. 4.7: Enterprise Data Warehouse mit dem EDW- und ODS-Layer

#### 4.3.3.1 Ziele des Enterprise Data Warehouse (EDW)-Layers

Der EDW-Layer wird auch als „Gedächtnis“ („Corporate Memory“) des Unternehmens bezeichnet, in dem die ganzen Informationen des Unternehmens gespeichert werden.<sup>370</sup> In der praktischen Umsetzung können für das EDW auch mehrere EDW-Layer aufgebaut werden. Die Idee des EDW liegt darin, dass die Daten applikationsunabhängig gespeichert werden. Dabei werden die Daten nur einmal detailliert aus den Datenquellen geladen („extract once deploy many“). Weitere BI-Anwendungen werden aus diesem Datenbestand versorgt. Für

<sup>369</sup> Vgl. Staade/Schüler (2007), S. 31 f.

<sup>370</sup> Vgl. Egger/Fiechter/Kramer/Sawicki/Straub/Weber (2006), S. 41.

Standardanalysen sollte der EDW-Layer nicht verwendet werden, weil die Strukturen dafür nicht optimiert sind. Folgende Ziele sind mit dem EDW-Layer verbunden:<sup>371</sup>

- *Höhere Flexibilität*  
Es können zeitnah einschließlich Historie und erneuter Extraktion neue Data Marts und neue Data-Mining-Modelle aufgebaut werden.
- *Zuverlässigkeit und Nachvollziehbarkeit*  
Die Daten im EDW-Layer sind richtig und geprüft („single point of truth“). Alle Data Marts und Data-Mining-Modelle werden vom EDW-Layer versorgt.
- *Komplette Historie*  
Die Datenextraktion und -transformation werden zentral verwaltet.
- *Konsistenz*  
Die Daten werden nur einmal extrahiert und redundante Datenextraktionsprogramme vermieden.

#### 4.3.3.2 Ziele des Operational Data Store (ODS)-Layers

Der Operational Data Store (ODS)-Layer ist von *Inmon* entwickelt worden.<sup>372</sup> Aus dem ODS-Layer wird der EDW-Layer aufgebaut. Primäres Ziel dieses Layers besteht darin, das operative Reporting zu unterstützen. Deshalb sind die Daten sehr granular. Sie sind nicht oder nur teilweise integriert. Aufgrund von täglichen, stündlichen oder „real time“-Ladevorgängen hat diese Schicht ein hohes Datenvolumen. Damit die operativen Analysen noch performant durchgeführt werden, werden die Daten in regelmäßigen Abständen archiviert. Die Historie wird dort nicht verwaltet. Diese Aufgabe obliegt dem EDW-Layer. Aufgrund dieser Überlegungen ist der ODS-Layer für volatile Massendaten ausgerichtet. Die Daten in der ODS-Schicht können nachträglich verändert werden. Insgesamt verfolgt der ODS-Layer folgende Ziele:<sup>373</sup>

- *Durchführung eines operativen Reportings*  
Es können selektive Analysen auf atomarer und volatiler Ebene (z.B. Belegebene) durchgeführt werden. Ein Status-Tracking ist möglich.
- *Unterstützung des Data-Mart-Ansatzes für das analytische Reporting*  
Das Reporting ist im ODS-Layer auf Belegebene möglich. Die Notwendigkeit entfällt, im Data Mart zu viele Detailinformationen zu speichern, die nur bei Sonderanalysen benötigt werden.

<sup>371</sup> Vgl. Staade/Schüler (2007), S. 176.

<sup>372</sup> Vgl. Inmon (1999), S. 3 ff.

<sup>373</sup> Vgl. Staade/Schüler (2007), S. 177.

Allerdings steht der ODS-Layer in der betrieblichen Praxis auch in der Kritik. Eine zusätzliche Schicht schafft natürliche Redundanz und führt zu höheren Kosten für zusätzlichen Speicher und Ladeaufwand. *Stade und Schüler* stellen in diesem Zusammenhang fest, dass sich die physische Trennung von Data Marts und dem Operational Data Store als künstlich erweist, wenn keine sekundenaktuellen Daten verlangt werden.<sup>374</sup> Bei tagesaktuellen Daten können die granularen Daten auch im Data Mart abgelegt werden. Die Data Marts haben dann die Aufgabe, nicht nur strategische und taktische, sondern auch operative Analysen durchzuführen.

#### 4.3.3.3 Umsetzung

Die Umsetzung des Enterprise-Data-Warehouse-Konzeptes erfolgt bei dem(n) EDW-Layer(n) und dem ODS-Layer über sog. Data-Store-Objekte. Die Data-Store-Objekte (DSO) werden durch vollständig denormalisierte Tabellen realisiert, die eine Anzahl von Schlüsselfeldern und eine Anzahl von Datenfeldern haben.<sup>375</sup> Es handelt sich um eine flache Datenstruktur, die einen sehr schnellen Zugriff sowohl auf einzelne Sätze als auch auf große Satzgruppen erlaubt. Die Data-Store-Objekte sind für die Speicherung operativer Daten auf Belegebene konzipiert. Modifizierte Datensätze (z.B. Stornosätze) werden bspw. einfach überschrieben. Der Datenzugriff auf Belegebene in den Data-Store-Objekten ist schneller als beim Data Mart, weil im Data Mart aufwendige Join-Operationen durchgeführt werden müssen, die sich erst bei einer aggregierten Ebene bezahlt machen. Aus Endanwendersicht besteht der Vorteil, dass mit dem gleichen Analysetool und mit gleichen Merkmals- und Kennzahldefinitionen im BI-Data Warehouse gearbeitet wird. Traditionell werden operative Analysen in den operativen Vorsystemen durchgeführt. Das Erlernen von mehreren unterschiedlichen Reportingtools entfällt dadurch.

Allerdings muss auch die Modellierung der Data-Store-Objekte wohlüberlegt sein. Die Anzahl der Schlüsselfelder ist begrenzt. Das Anordnen aller Schlüssel- und Nichtschlüsselfelder sowie der Kennzahlen in einer Tabelle kann zu erheblichen Satzlengthen führen. Performanceoptimierungen sind wesentlich begrenzter als bei den Data Marts.<sup>376</sup>

DSO-Analysen sollten sich auf die Belegebene beschränken und gemäß dem Enterprise-Data-Warehouse-Ansatz nur im ODS-Layer zugelassen werden. Andernfalls sollten für aggregierte Analysen die Data Marts als Speicherungsform gewählt werden. Eine ausführliche Diskussion der Datenmodellierung von Data Marts findet in Kapitel 4.4 statt.

---

<sup>374</sup> Vgl. Staade/Schüler (2007), S. 177.

<sup>375</sup> Vgl. Wieken (1999), S. 30.

<sup>376</sup> Vgl. Egger (2004), S. 50.

Abb. 4.8 zeigt das Beispiel des vorigen Abschnitts in Form des EDW-Konzeptes eines BI-Data Warehouse.<sup>377</sup> Der Kundenauftrag, die Auftragspositionen und die Kundenzufriedenheitswerte werden in separate DSO-Tabellen im ODS-Layer gespeichert. Im ODS-Layer sind die Daten noch nicht integriert gespeichert. Die Kundenauftragstabelle und die Auftragspositionstabelle wurden noch nicht integriert. Ändert sich der Status des Kundenauftrags, wird der Datensatz im Data-Store-Objekt überschrieben. Auch die Kundenzufriedenheitswerte (erhoben von einem Marktforschungsinstitut) könnten versehentlich wiederholt geliefert werden. Über eine eindeutige Befragungsnummer (Ifd. Nummer) werden keine doppelten Datensätze in den ODS-Layer verbucht.<sup>378</sup>

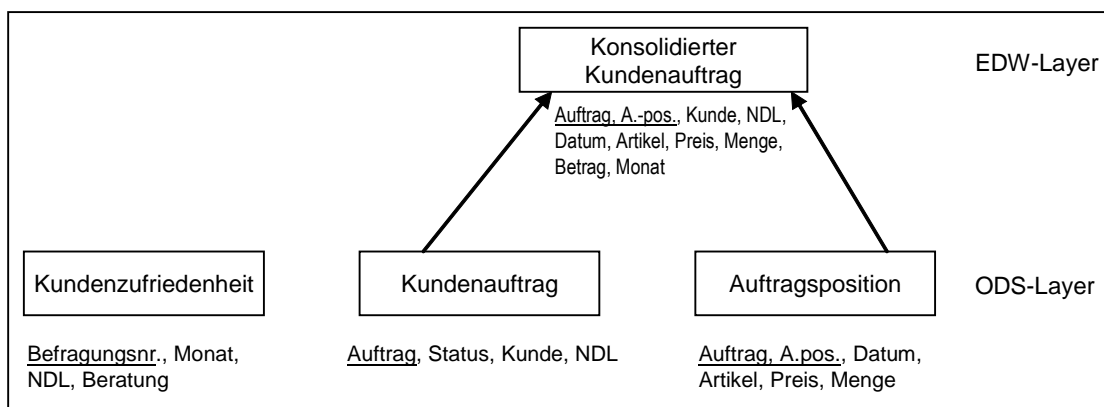


Abb. 4.8: Realisierung der Kundenaufträge/Kundenzufriedenheitsdaten im Enterprise Data Warehouse

Für den Aufbau des EDW-Layers werden die erforderlichen Transformationsmaßnahmen realisiert. Der Kundenauftrag und die Auftragspositionen werden zu einer DSO-Tabelle „Konsolidierter Kundenauftrag“ zusammengeführt. Gleichzeitig wird der Kundenstatus entfernt, der Kundenauftragswert (Betrag) berechnet und der Monat für die Zeitreihenanalysen hinzugefügt.

In diesem kleinen Beispiel verbleibt die DSO-Tabelle für die Kundenzufriedenheit zunächst im ODS-Layer für die Nutzung operativer Analysen. In Kap. 6.4 wird ein gesamtes Datenmodell für die Implementierung des aCRM-Konzeptes vorgestellt, das auch die Kundenzufriedenheitsdaten in dem EDW-Layer integriert.

#### 4.3.4 Vergleich und Bewertung der beiden Basis-Datenbank-Ansätze

Nach der Vorstellung beider Basis-Datenbank-Ansätze finden ein Vergleich und eine Bewertung unter Berücksichtigung des anstehenden Data-Mining-Einsatzes statt.

<sup>377</sup> Es werden nur Bewegungsdaten dargestellt.

<sup>378</sup> Hier handelt es sich aus Datenschutzgründen um anonymisierte Daten.

Der generelle Unterschied zwischen dem Enterprise-Data-Store-(EDS)- und Enterprise-Data-Warehouse-(EDW)-Ansatz besteht darin, dass im ODS-Layer des Enterprise-Data-Warehouse-Ansatzes bewusst operative Daten gespeichert werden. Größere Datentransformationen werden erst vom ODS-Layer zum EDW-Layer durchgeführt. Archivierungen können im Quellsystem ohne Weiteres vorgenommen werden, weil in den EDW-Layern die Historie gespeichert wird. Das operative Reporting von granularen Daten findet über den ODS-Layer statt.

Beim EDS werden dagegen die notwendigen Transformationsmaßnahmen gleich durchgeführt. Wenn die Daten des EDS wiederholt aufgebaut werden, muss wieder auf die Daten des Quellsystems zugegriffen werden.

Aus Datenmodellierungssicht entstehen bei dem EDW Redundanzen, die sich durch die Implementierung weiterer Layer erhöhen. Die Gefahr dieses Ansatzes liegt darin, dass Attribute mit gleicher Bedeutung unterschiedlich berechnet werden, wenn sie in unterschiedliche DSO-Tabellen hinterlegt werden (z.B. Kundendeckungsbeitrag). Nur durch eine saubere betriebswirtschaftliche Begriffsdefinition (Merkmale und Kennzahlen) innerhalb der Konzeptionsphase kann ein einheitliches Begriffsverständnis erzielt werden. Beim EDS-Ansatz werden dagegen einheitliche Begriffsdefinitionen aufgrund der notwendigen konzeptionellen Datenmodellierungsüberlegungen unterstützt.

Dennoch ist das EDW in der Betriebsphase eines BI-Data Warehouse flexibler. Zum einen werden weitere Datenquellen im BI-Data Warehouse für das Data-Mining integriert. Zum anderen können aufgrund veränderter Analysebedürfnisse hinsichtlich des Data-Mining-Einsatzes die bestehenden Datenstrukturen variieren. Die DSO-Tabellen können dann flexibel auf- und abgebaut werden. Aufgrund der Tabellenbeziehungen im EDS sind Reorganisationsmaßnahmen mit größerem Aufwand verbunden.

Für Data-Mining ist der EDW-Ansatz mit den DSO-Tabellen besser geeignet, weil aufgrund methodischer Anforderungen die verschiedenen Data-Mining-Verfahren gezielt aufbereitet werden müssen. Als Standarddatenformat erfordern die Methoden grundsätzlich *eine* Datentabelle, deren Zeilen die Datensätze und deren Spalten die Merkmale dieser Datensätze repräsentieren.<sup>379</sup> Insbesondere im EDW-Layer können spezielle DSO-Tabellen für das Data-Mining aufgebaut werden. Die erforderlichen Transformationsmaßnahmen werden aus der betriebswirtschaftlichen Aufgabenstellung abgeleitet. Diese DSO-Tabellen können im sog. Data-Mining-Layer innerhalb der Basis-Datenbank abgelegt werden. Dieser Layer-Ansatz wird bei Diskussion bezüglich der Anwendung des Data-Minings im BI-Data Warehouse in Kap. 5.3.2 weiter vertieft.

---

<sup>379</sup> Vgl. Reinartz (1998), S. 18.

Beim EDS-Ansatz können die notwendigen Daten für das Data-Mining auch aus den Tabellen ausgelesen werden. Der Extraktionsprozess gestaltet sich aber schwieriger. Die Transformationsmaßnahmen würden sich zum größten Teil auf das Datenpreprocessing des Data-Minings verlagern (vgl. Kap. 5.4.2).

Tabelle 4.1 zeigt die Vergleichskriterien beider Ansätze für die Erstellung der Basis-Datenbank im Überblick.

Kriterien	Enterprise Data Store	Enterprise Data Warehouse
Anzahl Layer	1	N
Redundanz	mittel	hoch
Datenmodellierungskennnisse	hoch	mittel
Schrittweiser BI-Data-Warehouse-Aufbau	wird erschwert	wird unterstützt
Änderungen im Datenmodell	hoher Aufwand	geringer Aufwand
Reporting	komplex	einfach (ODS-Layer)
Abfrageeffizienz	abfrageabhängig	abfrageabhängig
Synchrone Data-Mart-Versorgung	nein	ja (EDW-Layer)
Sicherstellung der Data-Mart-Historie	nein	ja (EDW-Layer)
Data-Mining-Unterstützung	mittel	hoch

Tab. 4.1: Vergleich des Enterprise Data Store mit dem Enterprise Data Warehouse

Ergebnis der Modellierung der Basis-Datenbank besteht darin, dass insbesondere aus Data-Mining-Sicht der Enterprise-Data-Warehouse-Ansatz besser geeignet ist.

In der weiteren Arbeit wird auf diesem Ansatz aufgebaut. Auf dieser Datenbasis werden in den folgenden Abschnitten die Data Marts modelliert.

#### 4.4 Modellierung der Data Marts

Die Data Marts befinden sich oberhalb der detaillierten Datenhaltungsebene (Basis-Datenbank) in dem Layer der aggregierten Datenhaltungsebene (vgl. Abb. 4.9). Die Datenmodellierung findet auch aus Sicht der Planung statt. Nicht nur Istwerte, sondern auch Planwerte sind ins Datenmodell aufzunehmen.

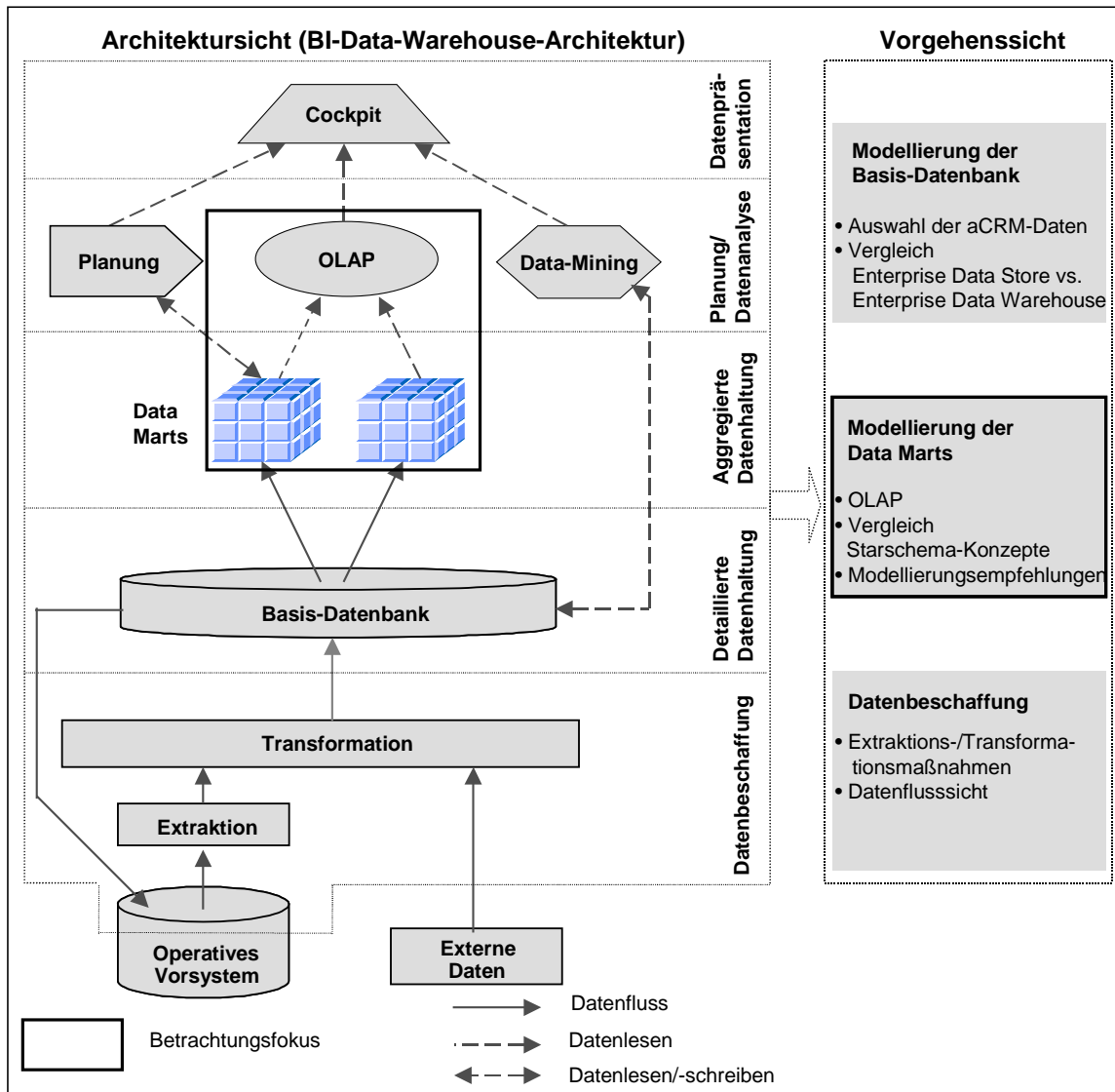


Abb. 4.9: Einordnung OLAP/Data Marts ins "Layer-Konzept des BI-Data Warehouse" (IT-Ebene)

Ausgangspunkt der Überlegungen ist das On-Line Analytical Processing (OLAP), das die Analyseseite darstellt. OLAP setzt auf die Data Marts als Datenbasis auf. In dieser Arbeit wird der in der Praxis weit verbreitete „relationale OLAP-Ansatz (ROLAP)“ verfolgt. Zur besseren Einordnung des ROLAP-Ansatzes wird auch das Architekturkonzept des „multi-dimensionalen OLAP-Ansatzes (MOLAP)“ gegenübergestellt.

Es schließen sich drei relational-basierte Starschema-Konzepte für die Erstellung der Data Marts an, die hinsichtlich der aCRM-Nutzung gegenübergestellt und bewertet werden. Abschließend werden Modellierungsempfehlungen gegeben.

#### 4.4.1 On-Line Analytical Processing (OLAP)

OLAP wird im aCRM-Ansatz als CRM-Controlling-Instrument eingesetzt. Gemäß der Closed-Loop-Prozesse aus Kap. 3 werden über OLAP die strategischen und operativen CRM-

Analysen durchgeführt. Einleitend wird OLAP aus Endanwendersicht diskutiert. Zum besseren Verständnis wird hierzu ein multidimensionaler Datenwürfel herangezogen.

#### 4.4.1.1 Multidimensionaler Datenwürfel

Die Multidimensionalität ist das Schlüsselkriterium von OLAP. Denn über Kombinationen verschiedener Dimensionen kann die logische Sichtweise von Organisationen und deren Verfahren am besten präsentiert und analysiert werden.<sup>380</sup> Dimensionen und Kennzahlen sind die zentralen Begriffe bei OLAP. In Abgrenzung zu dem betriebswirtschaftlich definierten CRM-Kennzahlenbegriff werden die Kennzahlen bei der technischen Implementierung „Basiskennzahlen“ genannt.

Über Dimensionen und Basiskennzahlen wird die Analysesicht eines Anwendungsbereiches definiert. Dimensionen können bspw. Kunden, Niederlassungen oder die Zeit sein. Zu den Dimensionen werden Basiskennzahlen wie Umsatz oder Kosten angeordnet. Anschaulich wird OLAP als Würfel dargestellt. Die Würfelkanten stellen die einzelnen Dimensionen dar, während der Würfelinhalt die jeweiligen Kennzahlenwerte darstellt (vgl. Abb. 4.10).<sup>381</sup>

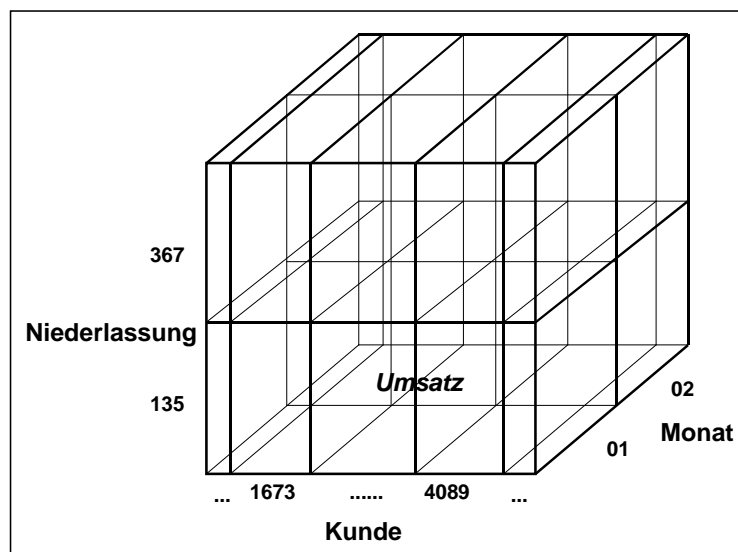


Abb. 4.10: OLAP-Würfel

Aus Sicht der Datenanalyse kann mit OLAP flexibel durch die multidimensionale Datenstruktur navigiert werden. Zum Beispiel können Slice- and Dice-Operationen durchgeführt werden. Beim Slice werden einzelne Scheiben (z.B. Monatsbetrachtung des Umsatzes eines bestimmten Artikels) aus dem Würfel geschnitten. Beim Dice wird ein bestimmter Teilwürfel für eine konkrete Kombination (Kunde, Niederlassung, Monat) gebildet.<sup>382</sup>

<sup>380</sup> Vgl. Bodendorf (2003), S. 33; Clausen (1998), S. 15.

<sup>381</sup> Vgl. Günther (2004), S. 14; Bauer/Winterkamp (1996), S. 46.

<sup>382</sup> Vgl. Geisler (2006), S. 439; Broda/Frey (2005), S. 120; Nölken/Form (1999), S. 89.



Beim Roll-up können Daten entlang einer Dimensionshierarchie effizient analysiert werden. Hierarchisch angeordnete Dimensionsattribute sind bspw. die Niederlassung, die Region und das Land. Drill-down ist der umgekehrte Vorgang zum Roll-up. Eine andere Möglichkeit bietet der Drill-across. Hier wird von einem Würfel zum anderen Würfel gewechselt.<sup>383</sup>

Multidimensionale Analysen können für die Erfüllung der CRM-Controlling-Aufgaben sehr gut genutzt werden, weil die CRM-Daten in Teilen auch multidimensional strukturiert werden. Gegenüber einem starren CRM-Berichtswesen können durch die interaktive Nutzung beliebige Gruppierungen im CRM-Datenbestand durchgeführt werden.<sup>384</sup>

#### 4.4.1.2 Architekturkonzepte

Es können grundsätzlich zwei OLAP-Ansätze unterschieden werden, die sich in der physischen Speicherung der Daten unterscheiden.

Beim sog. MOLAP-Konzept (Multidimensionales OLAP) werden proprietäre Datenbanken verwendet, die speziell für OLAP-Zwecke entwickelt wurden.<sup>385</sup> Als charakteristisch erweist sich, dass multidimensionale Datenbanksysteme die Daten physikalisch über Arrays speichern.<sup>386</sup> Demgegenüber wird bei dem sog. ROLAP-Konzept (Relationales OLAP) der Einsatz einer relationalen Datenbank verfolgt. Die Abbildung des Würfels wird über Tabellen realisiert. Durch die multidimensionale Analyse entstehen dann virtuelle Würfel, wenn die Tabellen mit den zusammengefassten Schlüsseln räumlich interpretiert werden.

##### (1) OLAP mit multidimensionalen Datenbanksystemen (MOLAP)

Mehrdimensionale Würfelstrukturen werden in multidimensionalen Datenbanksystemen unterschiedlich umgesetzt. Zum einen können alle relevanten Dimensionen und Kennzahlen in einem gesamtheitlichen Datenwürfel (Hypercube) gespeichert werden. Zum anderen kann für jede betrachtete Kennzahl ein eigener Würfel aufgebaut werden. Auch Zwischenformen sind denkbar, bei denen die Basiskennzahlen, deren Aufgliederung durch die gleichen Dimensionen erfolgt, in einem Würfel gespeichert werden.

In Abhängigkeit des eingesetzten Verfahrens zur Speicherung von multidimensionalen Datenstrukturen können die Würfel allerdings viele Leerzellen enthalten. MOLAP-Anwendungen können deshalb nach dem Kriterium beurteilt werden, wie speicherschonend sie mit Leerzellen umgehen können. Durch die vielfache Indizierung erhöhen sich

<sup>383</sup> Vgl. Bauer/Günzel (2004), S. 105.

<sup>384</sup> Vgl. Gluchowski/Chamoni (2006), S. 153.

<sup>385</sup> Vgl. Kirchner (1998), S. 156 f.

<sup>386</sup> Vgl. Gluchowski/Chamoni (2006), S. 155.

die Ladezeiten gegenüber den relationalen Datenbanken. Das Update der Würfel nimmt um 20-30 Prozent zu.<sup>387</sup>

Das Anlegen der einzelnen Dimensionsstrukturen erfolgt über einen Administrator mithilfe einer grafischen Benutzeroberfläche. Neben den Grundrechenarten können auch mathematische und statistische Formeln eingesetzt werden.

Bei der internen Datenablage kann zwischen einer Hauptspeicher- und festplattenorientierten Datenhaltung zur Laufzeit unterschieden werden. Bei der Hauptspeichervariante wird bei Datenabfragen direkt auf den Arbeitsspeicher zugegriffen. Der Vorteil liegt in dem extrem schnellen Zugriff auf die Daten, allerdings kann der Arbeitsspeicher für größere Datenvolumen schnell zum Engpass führen. Dann werden über Swap-Techniken Teile des Datenbestandes teilweise auf die Festplatte ausgelagert. Damit sind aber massive Geschwindigkeitseinbußen verbunden.<sup>388</sup>

Festplattenorientierte multidimensionale Datenbanksysteme arbeiten wie die relationalen Datenbanksysteme. Erst bei der Abfrage werden die Speichermedien ausgelesen. Der Vorteil liegt in der nahezu unerschöpflichen Speicherkapazität. Zudem wird der Cache-Speicher eingesetzt, um häufig benötigte Daten im schnellen Arbeitsspeicher zu halten. Je öfter allerdings wieder auf die Festplatte zurückgegriffen wird, desto mehr kann es auch hier zu Antwortverzögerungen kommen.

Insgesamt wird bei den multidimensionalen Datenbanksystemen kritisiert, dass die Hersteller die multidimensionalen Speicherkomponenten als Blackbox verkaufen, während relationale Datenbanksystemen z.B. über den Aufbau eines Data Dictionarys leicht zugänglich sind. Sie stellen aber eine Alternative zu dem im Folgenden beschriebenen relationalen OLAP-Ansatz dar.

## (2) OLAP mit relationalen Datenbanksystemen (ROLAP)

Gleichermaßen werden aufgrund der technischen Reife für die Realisierung von OLAP relationale Datenbankmanagementsysteme eingesetzt.<sup>389</sup> Diese hohe Leistungsfähigkeit einschließlich der weit verbreiteten Standard-Abfrage SQL (Structured Query Language) soll auch für multidimensionale Abfragen genutzt werden.<sup>390</sup>

Allerdings ergeben sich bei der Umsetzung Schwierigkeiten, wenn die im OLTP-Umfeld gebräuchliche Technik der Normalisierung genutzt wird. Aufgrund der Vielzahl der Tabellen kann die geforderte Auswertungsflexibilität bei gutem Antwortzeitverhalten von

<sup>387</sup> Vgl. Chamoni (2000), S. 551.

<sup>388</sup> Vgl. Geisler (2006), S. 435.

<sup>389</sup> Vgl. Bauer/Günzel (2004), S. 197.

<sup>390</sup> Vgl. Gluchowski/Gabriel/Dittmar (2008), S. 176.

OLAP nicht erreicht werden. Auch leistungsfähige (parallele) Hardware- und Software-Lösungen können keinen Ausgleich herbeiführen.

Zudem ergeben sich Probleme bei der Behandlung von verdichtetem Zahlenmaterial. Um das geforderte Antwortverhalten zu halten, werden entsprechende Summationstabellen dynamisch aus den Detailtabellen aufgebaut (Sicherstellung der Konsistenz). Allerdings entsteht eine hohe Redundanz in den Datenbeständen, und der Administrationsaufwand steigt an.

Die Abbildung multidimensionaler Datenstrukturen erfordert spezielle Arten von Datenmodellen, um die notwendige Flexibilität und Performance zu gewährleisten. Insbesondere muss das Modell zusätzlich zu den „flachen“ Dimensionen (z.B. Kunde, Niederlassung) auch eine attributive Beschreibung von Dimensionselementen zulassen und eine Hierarchiebildung integrieren. Bspw. ist eine Niederlassung hierarchisch in einer gesamten Vertriebsorganisation eingebettet.

Die Abbildung erfolgt über verschiedene Starschema-Modelle, wobei jedes Modell Vor- und Nachteile hat.<sup>391</sup> Die weitere Arbeit konzentriert sich auf die Implementierung auf Basis des relationalen OLAP-Ansatzes. Hierzu werden für die Erfüllung der CRM-Controlling-Aufgaben die in der Literatur diskutierten und in der Praxis angewendeten gängigen Starschema-Konzepte gegenübergestellt und für die aCRM-Nutzung bewertet, um anschließend allgemeine Empfehlungen für die Data-Mart-Modellierung zu entwickeln.

#### 4.4.2 Technische Realisierung auf Basis von Starschema-Konzepten

##### 4.4.2.1 Einfaches Starschema

Für die Speicherung multidimensionaler Datenstrukturen werden auf Basis von relationalen Datenbanken verschiedene Starschema-Konzepte verwendet. Das klassische einfache Starschema stellt dabei das weitestgehend akzeptierte Grundschema eines Data Marts dar.<sup>392</sup>

##### (1) Konzept

Die Realisierung findet über Tabellen statt. Bei der Art der Tabellen kann zwischen der Faktentabelle und den Dimensionstabellen unterschieden werden. Im Starschema gibt es genau eine Faktentabelle, in der Basiskennzahlen wie z.B. Umsätze, Deckungsbeiträge oder Absatzmengen gespeichert werden. Außerdem enthält sie Fremdschlüssel der umliegenden Dimensionstabellen. In den Dimensionstabellen werden keine Basis-

<sup>391</sup> Vgl. Tychawski (2008), S. 44 ff.

<sup>392</sup> Vgl. Wang/Jajodia/Wijesekera (2007), S. 25; Geisler (2006), S. 441.

kennzahlen, sondern Merkmale wie z.B. die Kundengruppe oder die Region abgelegt. Zwischen den Dimensionstabellen und der Faktentabelle liegt eine 1:N-Beziehung vor. Durch diese Verknüpfung sind alle Basiskennzahlen der Faktentabelle für alle Dimensionsmerkmale analysierbar.<sup>393</sup>

Abb. 4.11 zeigt ein Starschema in Form eines Strukturierten Entity-Relationship-Modells (SERM) für die Verkaufsdaten eines Unternehmens. Die Verkaufsdaten stellen im aCRM eine grundlegende Informationsbasis dar, weil in ihnen alle Verkäufe und Kaufkontakte eines Kunden dokumentiert werden. In der Faktentabelle befindet sich der Umsatz als Basiskennzahl mit den Fremdschlüsseln Artikel\_ID, Ndl\_ID, Zeit\_ID und Kunde\_ID. Für jeden Fremdschlüssel existiert eine Dimensionstabelle. In der Kundendimension werden alle Kundenmerkmale, wie z.B. das Geschlecht und das Alter, gespeichert. In der Niederlassungs- bzw. Artikeldimension werden entsprechend ihre Niederlassungs- und Artikelmerkmale abgelegt. In der Zeitdimension befindet sich der Tag, an dem der Verkauf stattgefunden hat. Zusätzlich wurden als Merkmale der Monat und das Jahr in die Zeitdimension eingefügt, um die Verkaufsdaten auch auf Monats- und Jahresebene analysieren zu können. Diese Informationen befinden sich originär nicht in der Verkaufstabelle eines operativen Systems. Sie werden beim Aufbau des Data Marts aus der Basis-Datenbank explizit hinterlegt.

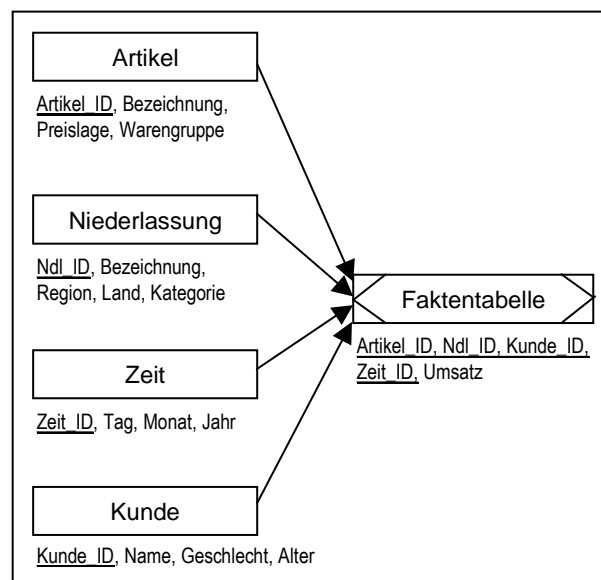


Abb. 4.11: Starschema in SERM-Darstellung

<sup>393</sup> Vgl. Holthuis (2001), S. 193 ff.

Eine weitere Variante des Starschemas wird abgebildet, wenn insbesondere hoch granulare Daten gespeichert werden sollen.<sup>394</sup>

Als Beispiel können die Verkaufsdaten angeführt werden. Die Verkaufsdatenummer sowie -positionsnummer würde man nicht in einer eigenen Dimensionstabelle speichern, sondern direkt in der Faktentabelle ablegen (vgl. Abb. 4.12).

Generell ist aber zu überlegen, ob dieser Detaillierungsgrad im Starschema abzubilden ist. Analysen über Detailinformationen sollten besser über die Basis-Datenbank durchgeführt werden (vgl. Kap. 4.3). Die betriebswirtschaftliche Anforderung und die Performancebetrachtung sind dabei abzuwägen.



Abb. 4.12: Starschema-Variante am Beispiel der Verkaufsdaten- u. -positionsnummer<sup>395</sup>

## (2) Vor- und Nachteile

Ein Starschema ist aufgrund geringer Verbundoperationen abfrageeffizient. Dieser Datenbankentwurf passt sich an die Denkweise der Anwender hinsichtlich der Datenverwendung an. Dadurch ergibt sich eine sehr gute Benutzerfreundlichkeit.<sup>396</sup> Gegenüber einem normalisierten Datenmodell ist gleichermaßen für den Entwickler die Navigation in der Metadatenverwaltung einfacher. Metadaten sind Daten über Daten<sup>397</sup>, d.h. sie geben Aufschluss über den Aufbau einer Datenbank im BI-Data Warehouse. Die einfache Struktur des Starschemas wird von vielen Endbenutzerwerkzeugen (z.B. OLAP-Anwendungen) unterstützt.

Diese Vorteile werden allerdings durch die Denormalisierung der Dimensionstabellen erkauft. Weil diese Tabellen nun sehr viele redundante Daten enthalten, werden die Speichereffizienz und die Fortschreibungsfreundlichkeit verschlechtert. Es können auch keine n:m-Beziehungen in einer Dimensionstabelle abgebildet werden. Beispielsweise können Artikel als kleinste Einheit in den Dimensionstabellen keine unterschiedlichen Farben (z.B. verschiedene Fassungsfarben einer Brille) haben, weil dies der eindeutige

<sup>394</sup> Vgl. Poe/Reeves (1997), S. 150.

<sup>395</sup> Die Dimensionstabellen werden nicht explizit dargestellt.

<sup>396</sup> Vgl. Mehrwald (2007), S. 53 ff.; Poe/Reeves (1997), S. 140.

<sup>397</sup> Vgl. Schieder (2007), S. 17.

Schlüssel nicht zulässt. Es können keine Hierarchieebenen im einfachen Starschema abgebildet werden. Umsätze, die sich zum einen auf Artikel-, zum anderen teilweise nur auf Warenebene beziehen, lassen sich z.B. nicht realisieren. Zudem werden viele unabhängig realisierte Starschemata Redundanz erzeugen, weil z.B. Artikel- und Niederlassungsattribute immer wichtige Auswertungsmerkmale sind und somit in vielen Starschemata vorkommen werden.

#### 4.4.2.2 Snowflakeschema

Ein weiterer Ansatz zur Speicherung multidimensionaler Datenstrukturen stellt das sog. Snowflakeschema dar.

##### (1) Konzept

Es ergibt sich durch die teilweise Normalisierung der Dimensionstabellen des Starschemas. Die Abspaltung der Attribute aus den Dimensionstabellen orientiert sich dabei auch am Analyseweg durch den multidimensionalen Datenwürfel (vgl. Abb. 4.13).<sup>398</sup>

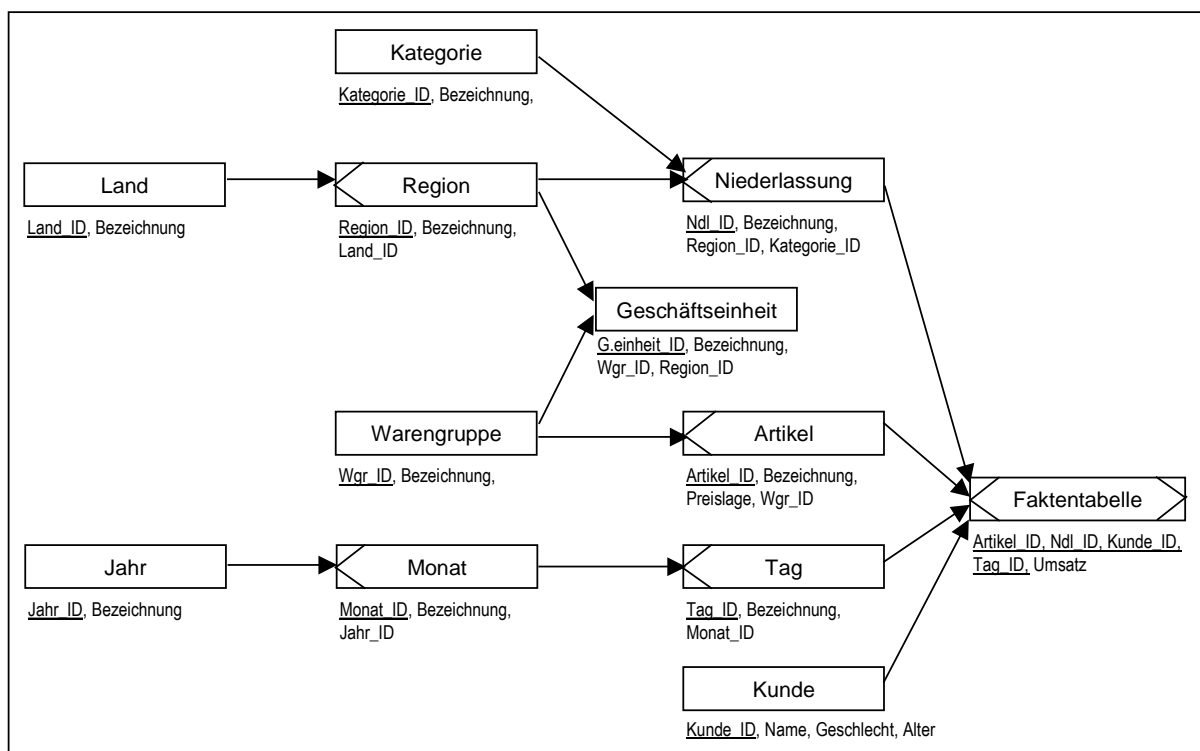


Abb. 4.13: Snowflakeschema

Beispielsweise wird bei Drill-down-Analysen der Analyseweg von der Länder- über die Regions- zur Niederlassungsbetrachtung navigiert. Jede Stufe wird als separate Dimensionstabelle abgespeichert. Zwischen diesen Tabellen liegt immer eine 1:N-Beziehung

<sup>398</sup> Vgl. Bauer/Winterkamp (2001), S. 151; Giovinazzo (2000), S. 170 ff.

vor. Es entsteht eine große Anzahl von Tabellen, die in Schlüsselbeziehungen zueinander stehen.

Das klassische Snowflakeschema wird dann erweitert, wenn eine Verknüpfung zwischen zwei Dimensionstabellen unterschiedlicher Analysehierarchien erforderlich ist. Beispielfähig ist an eine Geschäftseinheit zu denken, die nur für bestimmte Warengruppen und Regionen zuständig ist.<sup>399</sup> Der E-Typ „Geschäftseinheit“ hat dann eine Fremdschlüsselbeziehung zu dem E-Typ „Warengruppe“ und dem ER-Typ „Region“.

## (2) Vor- und Nachteile

Mit dieser Modellierung ist der Vorteil verbunden, dass n:m-Beziehungen abgebildet werden können. Auch die Hierarchien sind durch die einzelnen Dimensionen entlang des Analyseweges abbildbar. Zudem entsteht durch die Normalisierung der Dimensionstabellen eine geringe Redundanz in den Daten mit dem Vorteil, dass sich die Speichereffizienz und Fortschreibungsfreundlichkeit gegenüber dem Starschema-Ansatz verbessert.<sup>400</sup>

Allerdings entsteht durch die hohe Tabellenzahl eine hohe Komplexität, die bei dem Anwender Schwierigkeiten hervorruft. Bereits beim Datenbankentwurf ergeben sich zwischen Entwickler und Anwender Kommunikationsprobleme. Der normalisierte Tabellenentwurf entspricht nicht der Denkweise des Anwenders.<sup>401</sup> Durch die Vielzahl der Tabellen erhöht sich auch der Administrationsaufwand durch zahlreiche Ladeprozesse. Der größte Nachteil ergibt sich aus der Auswertungssicht. Die Analysezeiten sind generell sehr hoch, weil sehr viele Joins zwischen den Tabellen durchgeführt werden müssen. Aufgrund des Performanceverlustes rät *Kimball* von der Normalisierung der Dimensionstabellen ab.<sup>402</sup>

### 4.4.2.3 Erweitertes Starschema

Das Konzept des erweiterten Starschemas ist entstanden, um die Nachteile des einfachen Starschemas zu vermeiden:<sup>403</sup>

- Viele unabhängig realisierte Starschemata erzeugen Redundanz.
- Es können keine n:m-Beziehungen in einer Dimensionstabelle abgebildet werden.
- Es können keine Hierarchieebenen abgebildet werden.

<sup>399</sup> Vgl. Anahory/Murray (1997), S. 105.

<sup>400</sup> Vgl. Kemper/Mehanna/Unger (2006), S. 64 ff.; Lusti (1999), S. 183.

<sup>401</sup> Vgl. Hahne (1998), S. 121.

<sup>402</sup> Vgl. Kimball (1996), S. 95 ff.

<sup>403</sup> Vgl. Egger/Fiechter/Rohlf (2005), S. 65 f.; o.V. (1998a), S. 4.

## (1) Konzept

Im Starschema selbst sind Veränderungen bei der Modellierung der Dimensionstabellen gegenüber dem Grundschemata eingetreten. Zusätzlich wurde ein Stammdatenbereich, der erweiterte Bereich des Starschemas, geschaffen. Abb. 4.14 zeigt, dass der Stammdatenbereich über die Dimensionstabellen mit dem Starschema verknüpft wird. Dabei greifen die Dimensionstabellen von verschiedenen Starschemata auf die gleichen Stammdaten zu. Der Stammdatenbereich kann in den drei Tabellenarten „SID-Tabelle“ (Surrogat-ID-Tabelle), „Stammdatentabelle“ und „Texttabelle“ unterschieden werden.<sup>404</sup> Die sog. SID-Nummern stellen die Verknüpfung zwischen den Dimensionstabellen und Stammdaten dar. Die Stammdaten sind bspw. die Kundennummer mit ihren abhängigen Attributen (Alter, Geschlecht etc.) oder die Artikelnummer mit ihren abhängigen Attributen (z.B. Warengruppe, Preislage etc.). Die Texte (z.B. Name, Artikelbezeichnungen etc.) sind jeweils noch in einer separaten Texttabelle ausgelagert.

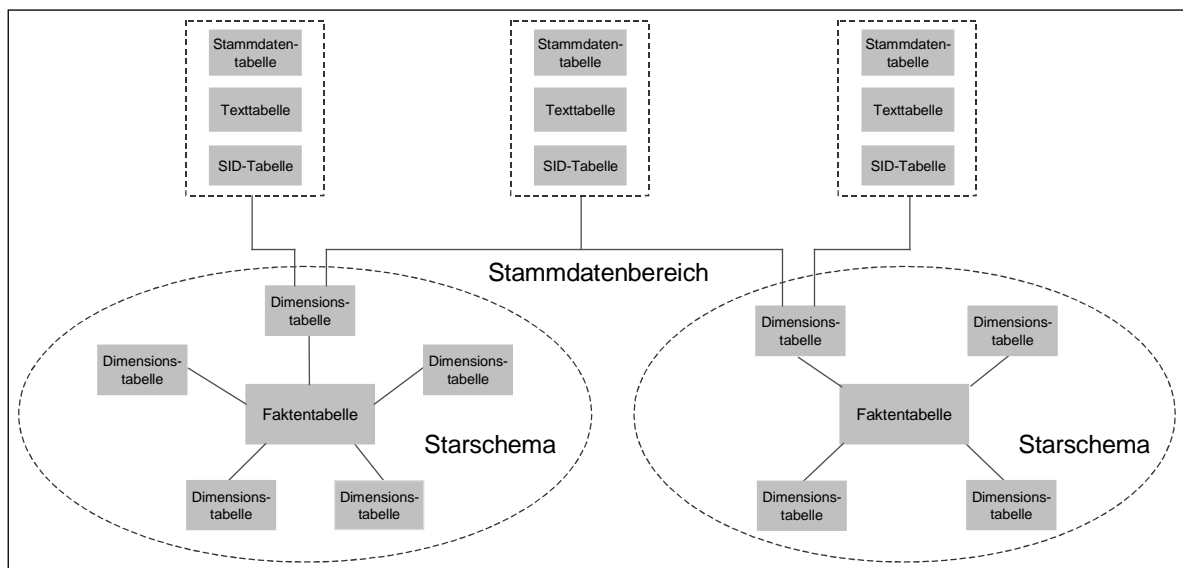


Abb. 4.14: Schema des Erweiterten Starschemas

Der Grund der Erweiterung des Starschemas um den Stammdatenbereich ist die Reduzierung der Redundanz. Die Stammdaten werden wie die Daten im Starschema regelmäßig mit Daten aus den Vorsystemen versorgt. Der Unterschied liegt darin, dass die Stammdaten einmalig ins System geladen werden und dann für alle Starschemata zur Verfügung stehen. Wird zusätzlich ein Starschema bspw. für die Kundenzufriedenheitsanalysen entwickelt, dann steht sofort der gesamte Niederlassungsstamm zur Verfügung, wenn eine anonyme Befragung auf Niederlassungsebene erfolgt.

<sup>404</sup> Vgl. Seemann/Schmalzridt/Lehmann (2001), S. 188 f.



Weil keine n:m-Beziehungen und keine Hierarchieabbildungen im einfachen Starschema abzubilden sind, wurde in den Dimensionstabellen (DIM) ein künstlicher Primärschlüssel eingefügt. Bei jedem neuen Datensatz, der in einem Data Mart durch einen Ladevorgang erfasst wird, wird die Zahl des künstlichen Schlüssels um 1 erhöht. Beispielsweise ergeben sich für eine Dimensionstabelle „Artikel“ folgende Ausprägungen (vgl. Tab. 4.2):

DIM_Artikel	Artikel	Preislage
1	304	mittel
2	523	mittel
3	523	niedrig

Tab. 4.2: Dimensionstabelle mit künstlichem Primärschlüssel

n:m-Beziehungen sind jetzt innerhalb einer Dimensionstabelle möglich. Aufgrund einer Preisaktion hat sich die Preislage des Artikels 523 von mittel auf niedrig verändert. Für diese neue Attributsbeziehung wird ein neuer Datensatz eingefügt, indem ein neuer Dimensionsschlüssel generiert wird.

Gleichzeitig können durch den künstlichen Schlüssel Hierarchieebenen abgebildet werden. Umsatzerlöse auf Warengruppen können nun in einfacher Weise dargestellt werden (vgl. Tab. 4.3):<sup>405</sup>

DIM_Artikel	Artikel	Warengruppe
1	304	A
2	523	B
3	-	B

Tab. 4.3: Abbildung von Hierarchieebenen innerhalb einer Dimensionstabelle

Die technische Realisierung des erweiterten Starschemas ist unter Berücksichtigung eines integrierten OLAP-Prozessors entstanden. Während man das einfache Starschema und das Snowflakeschema parallel zum OLAP-Konzept entwickelte, wurde das erweiterte Starschema unter den Erfordernissen einer OLAP-Engine-Entwicklung konzipiert.

Damit ist als generelle Anforderung ein einfaches Programmiermodell für die OLAP-Engine verbunden. Unter diesem Gesichtspunkt wird für jedes Merkmal eine SID-Tabelle im Stammdatenbereich angelegt, in der für jede Merkmalsausprägung ein Integer-Wert zugeordnet wird. Damit haben sich die Merkmalsausprägungen in den Dimensionstabellen des Starschemas verändert. Es existieren nur noch Integer-Werte in den Dimensionstabellen.

Für die Einführung der SID-Tabellen können folgende Vorteile angeführt werden:

<sup>405</sup> Umsätze liegen als Basiskennzahlen in der Faktentabelle.

- Einfaches Programmiermodell für die OLAP-Engine, da dieses nur mit Integer-Werten operieren muss und nicht mit typgerechten Feldern. Typgerechte Felder sind bspw. Zeichenfolgen (char), Zeichenfolgen nur mit Ziffern (numc), Datumsfelder (dats) oder Zeitfelder (tims).
- Reduktion des Datenvolumens auf der Datenbank und im Hauptspeicher.
- Durch die Vergabe der SID-Nummern können relativ schnell die Schlüssel im Stammdatenbereich umbenannt werden, ohne die großen Dimensions- und Faktentabellen zu ändern. Diese Änderungen können z.B. bei Konzernzusammenschlüssen für die Konsolidierung der Artikelnummern notwendig werden.

An dem Beispiel von Verkaufsdaten wird die technische Realisierung verdeutlicht. Abb. 4.15 zeigt auf der linken Seite den erweiterten Bereich (Stammdatenbereich) und auf der rechten Seite das Starschema. Zu jedem Attribut bzw. Merkmal des Starschemas wird genau eine SID-Tabelle im Stammdatenbereich angelegt<sup>406</sup>, die genau aus zwei Attributen besteht. Im Beispiel sind der Artikel, die Preislage und die Warengruppe als SID-Tabellen dargestellt. Die separate Speicherung der Texttabellen ermöglicht es, mehrere Sprachen zu verwenden (n:m-Beziehung). Die Preislage wird im Beispiel als niedrig oder mittel bezeichnet.

Zentrale Tabelle im Stammdatenbereich ist der Artikelstamm, der nur aus SID-Nummern besteht. Die SID-Artikelnummer ist an Stelle der eigentlichen Artikelnummer Primärschlüssel. Die zusätzlichen abhängigen Attribute Preislage und Warengruppe repräsentieren in Form ihrer SID-Nummern den Artikelstamm.

---

<sup>406</sup> Es werden nicht alle SID-Tabellen dargestellt.

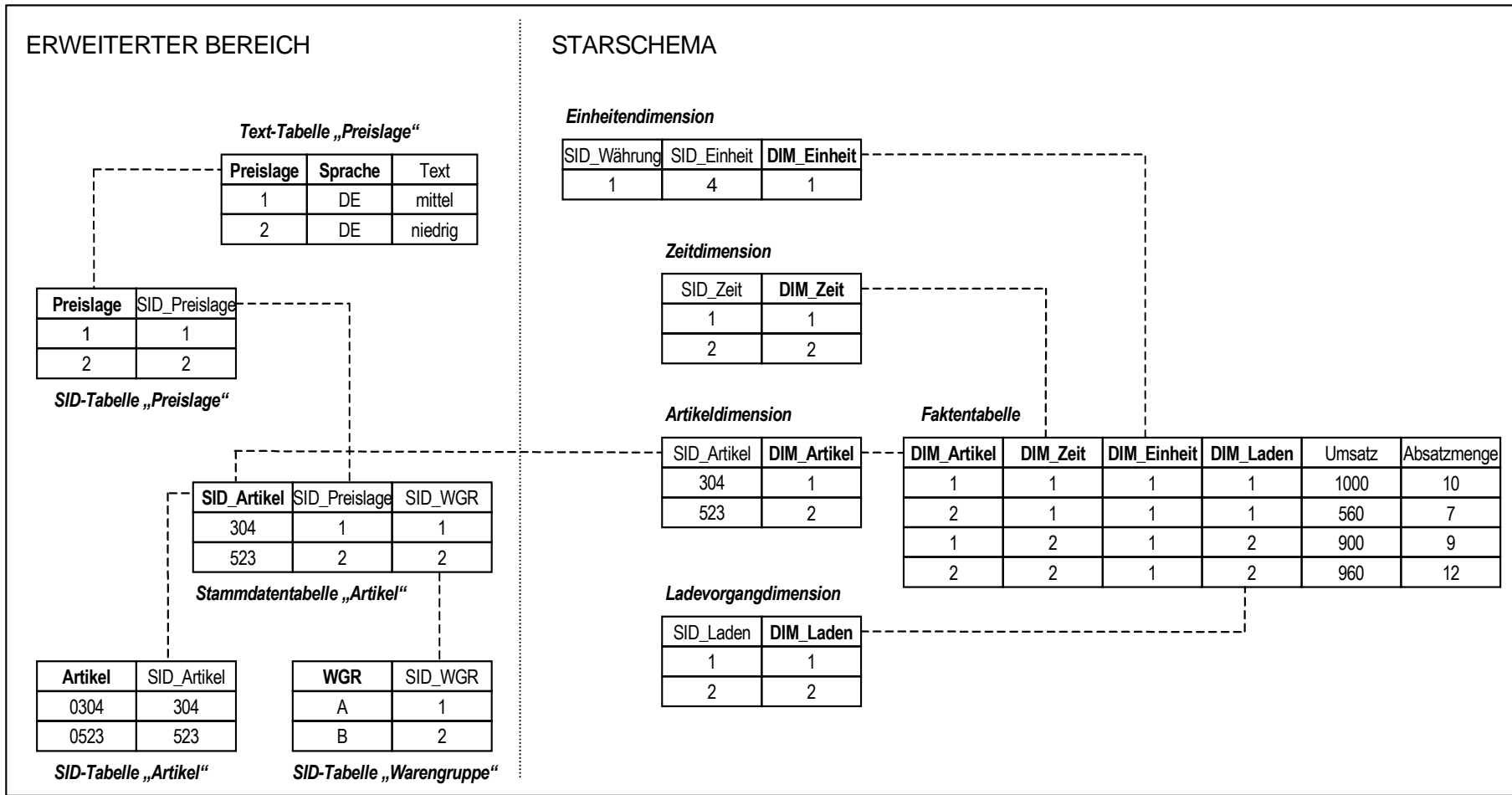


Abb. 4.15: Modellierung eines erweiterten Starschemas am Beispiel von Verkaufsdaten (Tabellendarstellung)

Im Starschema befinden sich außer den Kennzahlen „Umsatz“ und „Absatzmenge“ keine „natürlichen“ Informationen mehr. Die Dimensionstabellen setzen sich aus den generierten Dimensionsschlüsseln und den Attributen dieser Dimension in Form von SID-Nummern zusammen. Die Fremdschlüssel der Faktentabelle sind die generierten Schlüssel der Dimensionstabellen.

Konkret liegen als Dimensionstabellen die Artikel-, Zeit- und Einheitendimension vor. Durch die explizite Speicherung der Einheiten in einer Dimensionstabelle können alle Währungs- (z.B. Euro, US-Dollar etc.) und Einheitenkombinationen (Basismengeneinheiten, Stück etc.) in der Faktentabelle gespeichert werden. Über das OLAP-Tool wird z.B. der Bericht in der gewünschten Währung dargestellt.

In der Dimensionstabelle „Ladevorgangdimension“ wird jeder Ladevorgang aus der Basis-Datenbank des BI-Data Warehouse dokumentiert. Im Beispiel werden zwei Ladevorgänge vorgenommen. Der Vorteil der expliziten Speicherung der Ladevorgänge besteht darin, dass die als Schlüssel abgelegten Ladevorgänge selektiert werden können.

## (2) Vor- und Nachteile

Aus Anwendersicht ergibt sich der Vorteil, dass die Analyseergebnisse bezogen auf die Ladevorgänge zukünftig immer gleich sind. Andernfalls könnte es bei der Selektion über die Zeit (z.B. Monat) zu Berichtsveränderungen kommen. Dieser Fall kann bei dem nächsten monatlichen Ladevorgang dann eintreten, wenn Datensätze aus dem Vormonat noch in das Starschema fortgeschrieben werden. Der Endanwender kann durch Berücksichtigung der Ladevorgangsnummer in der Analyse feststellen, ob sich durch den neuen Ladevorgang Veränderungen im bereits erstellten Reporting ergeben haben. Aus Administratorsicht ergibt sich dabei der Vorteil, dass die Ladevorgänge und somit die entsprechenden Daten schnell gelöscht werden können.

Ein weiterer Vorteil ergibt sich aus dem zusätzlichen Stammdatenbereich. Die Stammdaten mit den abhängigen Attributsmerkmalen sowie die Texte, Bezeichnungen und Namen können zu jeder Zeit ohne Berücksichtigung der Starschemata verändert werden. Die Daten in den Starschemata müssen nicht erneut aufgebaut werden. Es ist allerdings zu beachten, dass in den Stammdatentabellen (z.B. Artikelstamm) nur die aktuellen Ausprägungen vorliegen. Bei jedem Ladevorgang werden die Stammdaten aktualisiert. Historische Betrachtungen über Merkmale der Stammdaten (z.B. die Preisveränderung eines Artikels im Verlauf des letzten halben Jahres) können dann nicht mehr durchgeführt werden. Deshalb sind diese Merkmale, bei denen eine historische Betrachtung gewünscht ist, in den Dimensionstabellen des Starschemas zu

modellieren. Im Starschema werden immer die aktuellen Merkmalsausprägungen zum Zeitpunkt des Ladens gespeichert. Über die Zeit wird dann die Historie aufgebaut. Gleiche Merkmale können damit aus Analysesicht unterschiedlich abgefragt werden (z.B. die Preislage entweder aus der Stammdaten- oder Dimensionstabelle). Durch die zusätzlichen Analysemöglichkeiten sind höhere analytische Fähigkeiten beim Endanwender erforderlich.

Die aufgeführten Vorteile werden allerdings durch eine höhere Tabellenzahl und durch eine höhere Intransparenz – hervorgerufen durch die vielen generierten Integer-Werte – erkauft. Die Komplexität hat insbesondere auf der Entwicklungs- bzw. Administrationsseite zugenommen. Hinzu kommt: Durch das zusätzliche Auslesen der Tabellen aus dem Stammdatenbereich liegen Performanceeinbußen gegenüber dem einfachen Starschema vor.

#### **4.4.2.4 Vergleich und Bewertung der Starschema-Konzepte**

Insgesamt werden abschließend die drei Starschema-Konzepte „Einfaches Starschema“, „Snowflakeschema“ und „Erweitertes Starschema“ verglichen und hinsichtlich der Nutzung des aCRM bewertet. Aufgrund der notwendigen Join-Operationen zwischen den Dimensionstabellen und der Faktentabelle machen sich die Starschema-Konzepte aufgrund von Performance-Aspekten erst bei aggregierten Daten bezahlt. Genau auf diese aggregierte Daten setzt das CRM-Controlling auf, um bspw. CRM-Kennzahlen bereitzustellen.

Die vorliegenden Kriterien der Tab. 4.4 sind hinsichtlich des CRM-Controlling-Einsatzes bewertet worden. An erster Stelle sind die Kriterien aus Anwendersicht ausgewählt worden. Es lassen sich die „Benutzerfreundlichkeit“ für die Endanwender und für die Analytiker sowie der „Administrationsaufwand“ unterscheiden. Danach schließen sich die Kriterien Abfrageeffizienz, Abbildung von Hierarchien, n:m-Beziehungen und Vermeidung von Redundanz aus Datenmodellierungssicht an.

Zunächst werden die Starschema-Konzepte auf Kriterienebene verglichen und bewertet, bevor eine zusammenfassende Bewertung und eine Entscheidung für die Auswahl eines Starschema-Konzeptes für die weitere Anwendung in dieser Arbeit erfolgt.

##### **(1) Vergleich und Bewertung auf Kriterienebene**

Die Benutzerfreundlichkeit für die Endanwender (Führungskräfte, operative Vertriebsmitarbeiter) wird bei allen drei Starschema-Konzepten gleich hoch eingestuft. Hier geht es um einfache Berichte, die die Endanwender aufrufen. Unabhängig vom Starschema-Konzept können die Berichte durch die heutigen fortschrittlichen und einfach zu bedienenden Endanwender-Tools aufgerufen werden.

Bezogen auf die Benutzerfreundlichkeit für die Analytiker, die die Berichte erstellen und zudem anspruchsvolle Analysen durchführen, hat das erweiterte Starschema eine höhere Benutzerfreundlichkeit gegenüber dem einfachen Starschema, weil die Stammdaten nur einmalig und nicht redundant im System vorliegen. Beim einfachen Starschema gibt es dagegen viele Starschemata mit gleichen redundanten Dimensionstabellen (Kunden-, Artikel-, Organisationsdimensionen etc.). Die Gefahr von nicht plausiblen Daten zwischen den Starschemata ist groß und muss ggf. vom Analytiker geklärt werden. Das Snowflakeschema erhält aufgrund der Vielzahl der Tabellen und der damit verbundenen steigenden Komplexität in den Analysen auch nur eine mittlere Bewertung für die Benutzerfreundlichkeit für die Analytiker.

Kriterien	Einfaches Starschema	Snowflake-schema	Erweitertes Starschema
Benutzerfreundlichkeit (Endanwender)	hoch	hoch	hoch
Benutzerfreundlichkeit (Analytiker)	mittel	mittel	hoch
Administrationsaufwand	mittel	mittel	mittel
Abfrageeffizienz	hoch	niedrig	mittel
n:m-Beziehungen	nein	ja	ja
Abbildung von Hierarchien	nein	ja	ja
Vermeidung von Redundanz	niedrig	hoch	mittel

Tab. 4.4: Vergleich und Bewertung der Starschema-Konzepte

Der Administrationsaufwand wird für alle Konzepte als mittel eingestuft. Zwar ist der Ladevorgang beim einfachen Starschema für den Administrator mit geringem Aufwand verbunden. Durch viele unabhängige Starschemata wird sich allerdings der Administrator im Zusammenspiel mit dem Analytiker auch mit vielen Datenplausibilisierungen beschäftigen müssen. Diese Datenplausibilisierungen sind zwar beim Snowflakeschema reduziert, aber der Aufwand für die Ladevorgänge steigt. Einen Kompromiss für dieses Dilemma hat das erweiterte Starschema-Konzept gefunden. Allerdings wird durch die Vielzahl von nicht natürlichen Informationen in den Dimensionstabellen dieser Vorteil gleich wieder geschmälert.

Ein wichtiges Kriterium für das CRM-Controlling ist die Abfrageeffizienz. Die Abfrage ist abhängig von den notwendigen Join-Operationen. Aufgrund der vorliegenden Konzepte wird deshalb das einfache Starschema als hoch, das Snowflakeschema als niedrig und das erweiterte Starschema als mittel eingestuft.

Die Abbildung von Hierarchien und n:m-Beziehungen sind bei dem Snowflakeschema und bei dem erweiterten Starschema möglich, aber nicht beim einfachen Starschema. Das Kriterium Redundanz wurde bereits diskutiert. Beim einfachen Starschema ist sie niedrig, beim Snowflakeschema hoch und beim erweiterten Starschema mittel.

## (2) Zusammenfassende Bewertung

Insgesamt lässt sich feststellen, dass für die weitere Betrachtung in dieser Arbeit (Implementierung des aCRM in Kap. 6) das einfache Starschema ausscheidet, weil das Datenmodell keine n:m-Beziehungen und keine Hierarchien abbilden kann. Diese Modellierung ist aber erforderlich, weil historische Analysen z.B. über die Preisveränderungen (Preislage) eines Artikels gerade eine Aufgabe einer CRM-Analyse ist. Eine weitere Aufgabe von CRM-Analysen besteht darin, Plan-/Ist-Abweichungen auf den verschiedenen Organisationsebenen festzustellen. Das ist aber nicht möglich, wenn keine Hierarchien abbildbar sind.

Um diese CRM-Analysen durchzuführen, könnte das Snowflakeschema eingesetzt werden. Das Snowflakeschema wird allerdings in der weiteren Betrachtung auch ausgeschlossen, weil die Abfrageeffizienz für die Durchführung des CRM-Controllings nicht akzeptabel ist.

Das erweiterte Starschemakonzept weist demgegenüber Effizienzvorteile auf. Die Modellierungsanforderungen des CRM-Controllings hinsichtlich der Abbildung von n:m-Beziehungen und Hierarchien des CRM-Controllings sind auch erfüllt. Auch die anderen Kriterien sind generell im positiven Bereich eingestuft.

## (3) Entscheidung

Aufgrund der besseren Bewertungen des erweiterten Starschema-Konzeptes gegenüber den anderen beiden Konzepten wird entschieden, dieses Konzept in der weiteren Arbeit zu verwenden. Zusammenfassend weist das erweiterte Starschema-Konzept folgende Vorteile auf:

- Umsetzung des Kundenstufenkonzeptes

Durch die Abbildung von n:m-Beziehungen innerhalb der Dimensionsstabellen ist das Kundenstufenkonzept (Akquise-, Bestands-, Cross-/Up-Selling-, Wechsel-, Reakquisekunde) des aCRM abbildbar (vgl. Kap. 3.2.4). Analysen über die Kundenstufen mit anschließendem Herunterbrechen auf den einzelnen Kunden sind dadurch möglich.

- Durchführung von Hierarchieanalysen

Ein weiterer Vorteil besteht darin, dass auch Hierarchien innerhalb des Starschemas abgebildet werden können. Im CRM-Controlling sind insbesondere Kunden-, Kampagnen-, Gebiets- und Artikel- bzw. Produkthierarchien zu nennen. Diese Hierarchieebenen werden nicht nur für aggregierte Istanalysen herangezogen, sondern auch für

die CRM-Planung. Die CRM-Planung erfolgt z.B. aufgrund des Aufwands zumeist nicht kundenscharf, sondern auf einer Kundengruppenebene.

- Zugriff auf einheitliche Stammdaten

Dass die Endanwender immer mit den gleichen und aktuellen Kundendaten operieren, wird beim erweiterten Starschema durch den Stammdatenbereich sichergestellt. Die zentrale Kundenstammtabelle wird bspw. für jeden entwickelten Data Mart herangezogen.

Nach der Auswahl des erweiterten Starschemas werden im nächsten Abschnitt hierzu Modellierungsempfehlungen entwickelt.

#### **4.4.3 Modellierungsempfehlungen für das erweiterte Starschema**

Um schnelle Data-Mart-Entwicklungen mit dem erweiterten Starschema-Konzept zu erzielen und den laufenden Administrationsaufwand der Data Marts zu minimieren, ist es sinnvoll, einheitliche Regeln für den Aufbau der Data Marts aufzustellen, die sich folgendermaßen unterteilen lassen:

- Standardisierte Vorgaben bei der Dimensionsmodellierung
- Abbildung der Planwerte im Starschema
- Abbildung der Hierarchieebenen für die hierarchische Koordination
- Abbildung der Versionierung für die organisatorische Koordination
- Performanceoptimierung über Aggregatsbildungen

##### **4.4.3.1 Standardisierte Vorgaben bei der Dimensionsmodellierung**

Die Dimensionstabellen „Zeit“, „Einheiten“ und „Ladevorgang“ sollten bei jeder Starschema-Modellierung berücksichtigt werden. Der Grund liegt darin, dass alle drei Dimensionen bei jeder Starschema-Modellierung notwendig sind.

Damit die Basiskennzahlen wie „Absatz“, „Umsatz“ etc. eine Aussage erhalten, müssen diese Kennzahlen immer in Beziehung zu einer Zeit stehen (z.B. Tag, Woche, Monat etc.). Zudem müssen die Kennzahlen über die Einheitendimension klar definiert werden. Beim Absatz kann z.B. die Einheit „Stück“ oder „kg“ sein. Beim Umsatz ist klar zu definieren, um welche Währung es sich handelt (Euro, US-Dollar etc.).

Aus Administrationssicht wird jeder einzelne Ladervorgang auch innerhalb einer Dimensionstabelle abgelegt. Der Vorteil ist, dass die geladenen Daten über den Ladevorgangsschlüssel einfach und schnell wieder gelöscht werden können. Wenn ein Prozess im operativen System nicht richtig abgeschlossen ist (z.B. Fakturierungslauf), können sehr schnell



Datenschiefstände im Data Mart auftreten, wenn der Datenextraktor des BI-Data-Warehouse-Systems genau zu diesem Zeitpunkt die Daten aus dem operativen System geladen hat. Über das Reporting-Tool des BI-Data Warehouse kann auch der Ladevorgang selektiert werden. Insbesondere der Administrator kann hierüber eine erste Datenplausibilisierung vornehmen. Wäre die Ladevorgangsnummer nicht vorhanden, müsste der gesamte Datenbestand des Starschemas überprüft werden, wenn von den Endanwendern Datenunstimmigkeiten festgestellt werden. Über die Ladevorgangsnummer kann die Fehlersuche stark eingegrenzt werden.

#### **4.4.3.2 Abbildung der Planwerte im Starschema**

Generell ist bei der Planung zu überlegen, wie z.B. der Planabsatz oder die Plankosten im Modell abgebildet werden. Aus Sicht des Starschemas sind es Basiskennzahlen, die in der Faktentabelle abgelegt werden. Wenn zusätzlich zu den Ist-Basiskennzahlen die jeweiligen Plan-Basiskennzahlen in die Faktentabelle eingefügt werden, tritt das Problem auf, dass viele leere Datenfelder in der Faktentabelle entstehen.

Beispielsweise sind bei der Planung der Kosten die Istkosten überhaupt noch nicht angefallen. Erst in einer späteren Periode würden die Istkosten in den entsprechenden Data Mart geladen. Die leeren Datenfelder könnten aber nicht mit den Istkosten gefüllt werden, da die Istdaten einen höheren Detaillierungsgrad (Kostenartenebene) als die Plandaten (Kostengruppenebene) aufweisen (vgl. Kap. 4.4.3.4). Die Faktentabelle könnte nur um einen weiteren Datensatz erweitert werden.

Um dieses Problem zu vermeiden, wird ein „Werttyp“ als Attribut definiert, der zwischen Ist und Plan unterscheidet. Jeder Datensatz enthält dieses Kennzeichen. Die Basiskennzahl Kosten wird in Abhängigkeit des Werttyps entweder zu Plan- oder Istkosten. Im aCRM-Ansatz erhält der Werttyp zusätzlich auch noch die Ausprägung „Potenzial“, um Potenzialberechnungen speichern zu können (vgl. Kap. 3.3.3).

Insgesamt werden allerdings nur spezielle Data Marts mit der zusätzlichen Möglichkeit der Planung im BI-Data Warehouse existieren. In diesen Data Marts können dann die Daten evtl. von mehreren Anwendern gleichzeitig geschrieben und wieder gelesen werden. Die Möglichkeit des parallelen Schreibens und einer verbesserten Schreibperformance kann nur durch eine verminderte Leseperformance erkauft werden.

#### **4.4.3.3 Abbildung der Versionierung für die organisatorische Koordination**

Für die Abbildung des CRM-Planungsprozesses ist es erforderlich, die verschiedenen Planungsstände im Unternehmen für die organisatorische Koordination zu speichern (vgl. Kap. 3.4.1.2 und 3.5.2.2). Zum einen wird es mehrere Versionen innerhalb der Vertriebsabteilung

geben, wenn die Plankosten ermittelt werden. Zum anderen gibt es zwischen Vertriebsmitarbeitern, Niederlassungsleitern, dem Vertriebsleiter und schließlich der Unternehmensführung mehrere Abstimmgespräche, die entsprechend gespeichert werden sollten.

Zur Abbildung innerhalb des Starschemas wird ein Versionsattribut hinzugezogen, das in einer Dimensionstabelle gespeichert wird. Der Vorschlag ist, das Versionsattribut mit dem Werttyp in einer speziellen Plan-Ist-Dimension des Starschemas zu modellieren (vgl. Tab. 4.5).

DIM_Plan	Version	Werttyp
1	1	Ist
2	1	Plan
3	2	Plan

Tab. 4.5: Plan-Ist-Dimension<sup>407</sup>

#### 4.4.3.4 Abbildung der Hierarchieebenen für die hierarchische Koordination

Für die hierarchische Koordination ist es notwendig, verschiedene Aggregationsstufen im Starschema ablegen zu können (vgl. Kap. 3.4.1.2). Dieses wird möglich, wenn in den Dimensionstabellen Hierarchien gespeichert werden können. In der Faktentabelle würden dann nicht nur atomare Daten, sondern gleichzeitig auch aggregierte Daten eingefügt.<sup>408</sup>

Am Beispiel einer Gebietshierarchie wird die Modellierung verdeutlicht: Ausgehend vom gesamten Unternehmen kann eine Hierarchie über Länder, Regionen und Niederlassungen aufgebaut werden. Es ergibt sich eine Baumhierarchie über drei Aggregationsebenen. Der Vorteil des erweiterten Starschemas besteht in diesem Zusammenhang insbesondere darin, dass aufgrund des künstlichen Dimensionsschlüssels unterschiedliche Aggregationsstufen abgebildet werden können (vgl. Abb. 4.16).

<sup>407</sup> Die Tabelle zeigt nicht die SID-Nummern, sondern die „natürlichen“ Informationen.

<sup>408</sup> Vgl. Bauer/Günzel (2004), S. 205 ff.

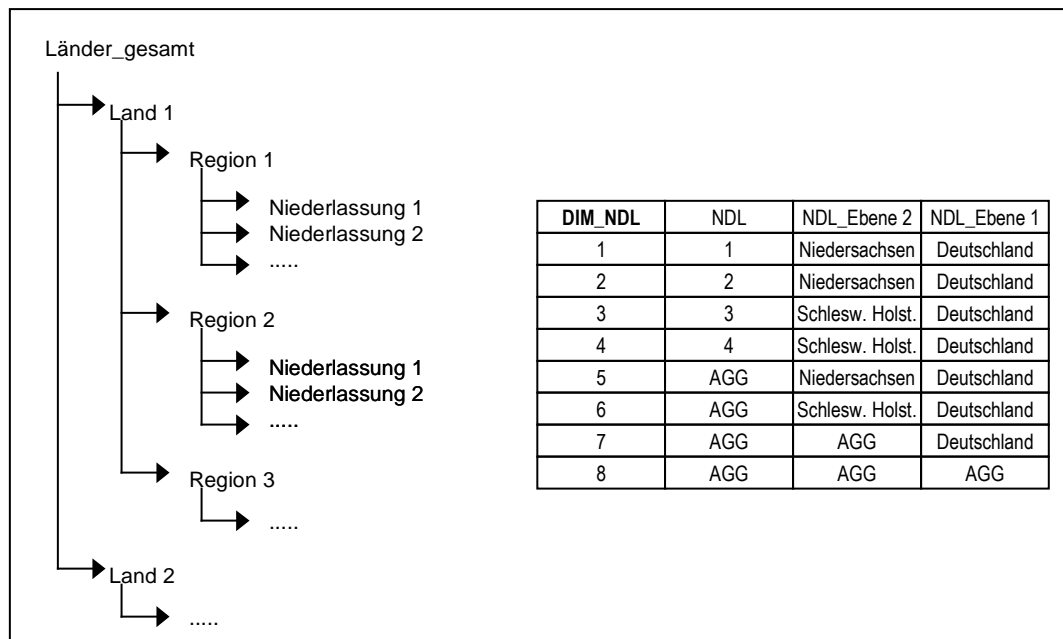


Abb. 4.16: Abbildung der Gebietshierarchie in einer Dimensionstabelle<sup>409</sup>

Basisattribut sind die einzelnen Niederlassungen. Für jede Hierarchieebene wird zusätzlich ein Attribut eingefügt. In der Hierarchieebene 1 (NDL\_Ebene 1) wird als oberste Ebene das Land definiert. Auf der zweiten Ebene (NDL\_Ebene 2) befinden sich dann die verschiedenen Regionen. In den einzelnen Attributen werden die einzelnen Aggregationsstufen gespeichert. Der letzte Datensatz ergibt z.B. die totale Aggregation.

Weil in der Faktentabelle neben den atomaren Daten auch die aggregierten Daten abgelegt werden, ist der Zugriff auf die aggregierten Daten gegenüber dem Fact-Constellation-Schema nicht performanter.<sup>410</sup> Deshalb ist es sinnvoll, für die Optimierung von OLAP zusätzlich das Fact-Constellation-Schema anzuwenden (vgl. Kap. 4.4.3.5).

#### 4.4.3.5 Performanceoptimierung über Aggregatsbildungen

Für die Informationsversorgungsfunktion des CRM-Controllings ist es bedeutend, schnell den Entscheidungsträgern die relevanten CRM- und Potenzialkennzahlen zu liefern (vgl. Kap. 3.4.2.3). Ggf. sind diese mit detaillierteren Berichten zu untermauern. Für Analysezwecke ist es deshalb notwendig, sich intuitiv im Datenwürfel zu bewegen. Beliebige Projektionen (Schnitte) müssen flexibel für die Berichtserstellung durchgeführt werden.<sup>411</sup> Damit ist die Anforderung nach einer schnellen Antwortzeit verbunden.<sup>412</sup>

Auf Basis des Starschemas sollten deshalb zur Performanceoptimierung spezielle Techniken zur parallelen Anfragebearbeitung, spezielle Implementierungen von Operationen (Intelligent

<sup>409</sup> Die Tabelle zeigt nicht die SID-Nummern, sondern die „natürlichen“ Informationen.

<sup>410</sup> Vgl. Hahne (1998), S. 114.

<sup>411</sup> Vgl. Chamoni (2001), S. 545.

<sup>412</sup> Vgl. Clausen (1998), S. 14.

Scan, Star-Join) und Zugriffspfade (Bitmap-, Join-Indizes) eingesetzt werden. Insbesondere Aggregate (z.B. Umsätze für einen Monat aus den täglichen Verkaufsdaten) stellen in Bezug auf die Performance eine kostspielige Anfrage dar.<sup>413</sup>

Für die Optimierung von OLAP wird deshalb ein sog. Fact-Constellation-Schema eingesetzt.<sup>414</sup> Das Fact-Constellation-Schema wird aus dem Starschema abgeleitet. Die Idee besteht darin, die aggregierten, vorberechneten Daten in einer separaten Faktentabelle auszulagern. Wegen der geringeren Größe der Tabellen entsteht ein schneller Zugriff auf die aggregierten Daten. Die Vorteile ergeben sich allerdings erst dann, wenn ein integrierter OLAP-Prozessor automatisch auf diese Aggregate zugreift. Müsste der Anwender manuell die Entscheidung treffen, dann würde die Komplexität im Hinblick auf die Anwendbarkeit sehr schnell ansteigen.

An einem Beispiel wird das Fact-Constellation-Schema für den automatischen OLAP-Zugriff erläutert. Aus einem Starschema werden eine Kunden-Niederlassung-Aggregation mit den Attributen Niederlassung, Alter, Geschlecht und Umsatz sowie eine Niederlassung-Aggregation mit den Attributen Niederlassung und Umsatz gebildet (vgl. Abb. 4.17).

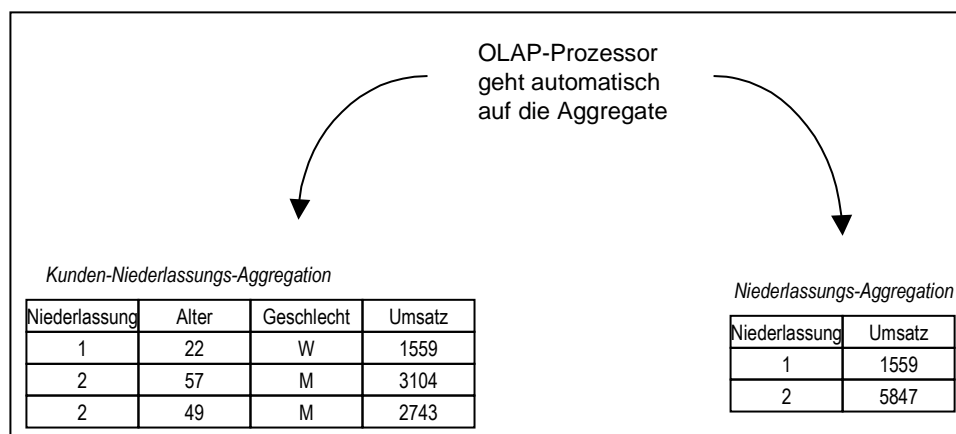


Abb. 4.17: Aggregatsspeicherung für die Optimierung von OLAP

In Abhängigkeit von der Anzahl der Attribute und der jeweiligen Attributsausprägungen ergeben sich die Anzahl der Datensätze. Je geringer die Anzahl der Datensätze ist, desto performanter sind die Abfragen. Der OLAP-Prozessor erkennt bei einer Berichtsabfrage die vorhandenen Aggregate und geht automatisch auf das beste Aggregat. Die technische Umsetzung dieser Aggregate findet in einem „kleineren“ Starschema statt.<sup>415</sup>

In Abb. 4.18 wird die Kunden-Niederlassung-Aggregation für das erweiterte Starschema-Konzept (ohne Darstellung des Stammdatenbereichs) dargestellt. Es ergibt sich ein Star-

<sup>413</sup> Vgl. Egger/Fiechter/Rohlf/Rose/Schrüffer (2005), S. 34 f.;  
Breitner/Lockemann/Schlösser (1997), S. 42.

<sup>414</sup> Vgl. Hahne (1998), S. 115.

<sup>415</sup> Vgl. Nadeau/Teorey (2002), S. 28.

schema in reduzierter Form. Das Aggregat besteht aus den beiden Dimensionstabellen „Kunde“ und „Niederlassung“, die mit der Faktentabelle verbunden sind.

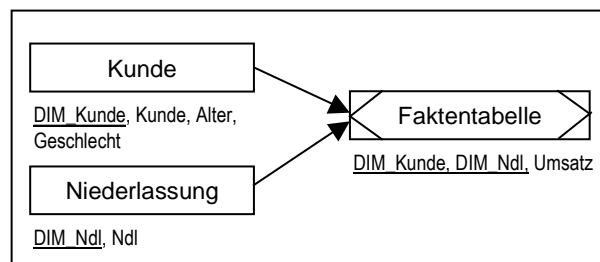


Abb. 4.18: Erweitertes Fact-Constellation-Starschema

Jedes Aggregat kann schnell aus dem erweiterten Starschema des Data Marts aufgebaut werden, indem zunächst eine Merkmalsauswahl aus dem bestehenden Starschema durchgeführt wird. Die Selektion der Merkmale und die Bildung der Aggregate werden von einem Administrator manuell vorgenommen. Die Definition der Aggregate kann durch das BI-Data-Warehouse-System auch automatisch unterstützt werden. Das System unterbreitet Aggregatsvorschläge, die auf Basis der vorliegenden Anwenderberichte ermittelt werden.

Bei der Anwendung von Aggregaten ergeben sich allerdings folgende Zielkonflikte:<sup>416</sup>

- Die Antwortzeiten bei den Abfragen verkürzen sich zwar, aber aufgrund grober Granularität verringert sich die betriebswirtschaftliche Anwendbarkeit und Aussagekraft.
- Viele Aggregate führen zwar zu einer höheren Performance bei der Abfrage, aber die Datenspeicherbelegung und der Administrationsaufwand bei der Aggregatsbildung steigt sehr schnell an.
- Zudem müssen beim Laden neuer Daten sowohl das Starschema als auch die Aggregate versorgt werden, um die Datenkonsistenz zwischen Starschema und Aggregaten sicherzustellen. Bei diesem automatischen Ladevorgang wird die Ladeperformance erheblich beeinträchtigt.

Für die Implementierung dieser Aggregate in Form des Fact-Constellation-Schemas ist zu überlegen, welche Potenzial- und CRM-Kennzahlenbetrachtungen auf welchen Ebenen durchgeführt werden. Sofern sich diese standardisieren lassen, sollte genau für die jeweilige Analysesicht ein entsprechendes Aggregat aufgebaut werden.

Ergebnis des Data-Marts-Abschnitts ist die Modellierung der Data Marts in Form des erweiterten Starschema-Konzeptes. Allgemeingültige Modellierungsempfehlungen wurden hierfür vorgestellt. Die für die Modellierung ausgewählten Merkmale und Basiskennzahlen

<sup>416</sup> Vgl. Seemann/Schmalzridt/Lehmann (2001), S. 195.

sind mit den Attributen der Basis-Datenbank abzugleichen, denn alle Merkmale und Basis-kennzahlen sind aus den Attributen der Basis-Datenbank zu entnehmen.

Zudem sollten die gesamten Datenflüsse im BI-Data Warehouse aufgezeigt werden. Voraussetzung ist, dass die Daten aus den operativen Vorsystemen gespeist werden. Deshalb werden in den folgenden Abschnitten die Datenbeschaffungsmöglichkeiten diskutiert.

#### **4.5 Ableitung der Anforderungen an die Datenbeschaffung**

Nachdem im vorigen Kapitel die Modellierungsmöglichkeiten der Data Marts ausführlich diskutiert wurden, stellt sich die Frage nach den Anforderungen an die Datenbeschaffung. Die Daten der Data Marts werden aus der Basis-Datenbank entnommen, die ihrerseits die Daten aus den operativen und/oder externen Vorsystemen erhält.

In diesem Abschnitt wird hierzu die Datenbeschaffung erörtert. Die Datenbeschaffung unterteilt sich in die Phasen der Datenextraktion und -transformation (vgl. Abb. 4.19).<sup>417</sup> Der Abschnitt schließt mit der Darstellung der Datenflusssicht unter Berücksichtigung eines operativen Vorsystems ab.

Insgesamt wird die Datenbeschaffung unter dem Aspekt beleuchtet, welche Maßnahmen erforderlich sind, um die Basis-Datenbank hinsichtlich des aCRM-Ansatzes mit konsistenten Daten zu versorgen. Nur durch eine konsistente Datenbasis der Basis-Datenbank kann ein aussagefähiges Data-Mining und CRM-Controlling aufgebaut werden.

---

<sup>417</sup> Vgl. Schieder (2007), S. 15; Müller (2000), S. 154.

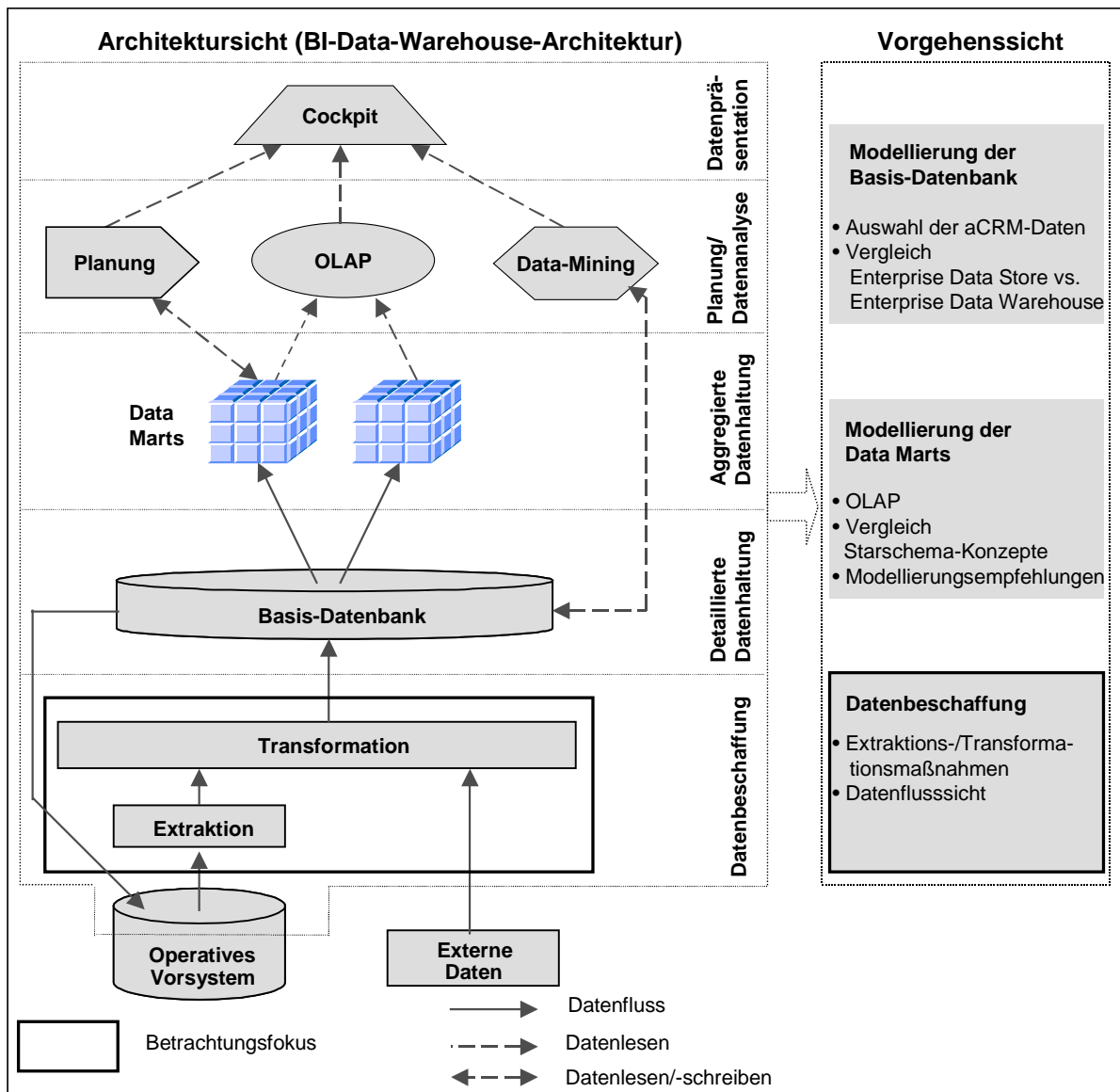


Abb. 4.19: Einordnung der Datenbeschaffung ins „Layer-Konzept im BI-Data Warehouse“ (IT-Ebene)

### 4.5.1 Datenextraktion

Um die erforderlichen Daten aus den Vorksystemen zu erhalten, sind Datenextrakte zu bilden. Diese sind in einfacher Weise aus den ermittelten Datenobjekten bzw. aus dem entwickelten Datenmodell der Basis-Datenbank abzuleiten (vgl. Kap. 4.3). Wenn bspw. der Auftrag ein relevantes Datenobjekt ist, können zwei Datenextrakte „Auftragskopf“ und „Auftragsposition“ entstehen. Werden allerdings die Beträge (Menge\*Preis) der einzelnen Positionen nur auf Auftragskopfebene im BI-Data Warehouse benötigt, würde nur ein Datenextrakt entstehen.

Um die Datenintegration zwischen den Vorksystemen und dem BI-Data-Warehouse-System zu automatisieren, sind Extraktionstechniken einzusetzen. Es lassen sich grundsätzlich zwei Vorgehensweisen unterscheiden.<sup>418</sup>

<sup>418</sup> Vgl. Müller (2000), S. 158 ff.; Kimball/Inmon (1996), S. 211 ff.

- Es werden alle Datensätze aus einem Quellobjekt für die Weiterverarbeitung in der Transformationsschicht entnommen und in die Basis-Datenbank geladen (Full-Update).
- Es können demgegenüber nur neue oder aktualisierte Datensätze aus den Vorsystemen entnommen werden (Delta-Update). Das Delta sind die Änderungen, die im operativen System zwischen dem letzten und dem aktuellen Ladevorgang eintreten.

Das Full-Update-Verfahren ist die sicherste und einfachste Variante. Das Problem ist, dass die neuen, geänderten oder gelöschten Daten im operativen System nicht von den geladenen Daten abgegrenzt werden können. Die BI-Data-Warehouse-Daten müssen vor dem nächsten Ladevorgang zunächst gelöscht werden. Sofern die Datenhistorie im BI-Data Warehouse sichergestellt werden soll, wird der Ladevorgang aufgrund des ansteigenden Datenvolumens immer länger dauern. Bei Archivierungen im operativen System kann aber die Historie dann nicht mehr aufgebaut werden.

Deshalb wird der Delta-Einsatz empfohlen. Das Delta-Verfahren beginnt, nachdem über einen Initialisierungsvorgang die aktuellen Datenbestände extrahiert wurden (entspricht dem Full-Update). Weil weniger Datensätze in das BI-Data-Warehouse-System übernommen werden, ist die Datenbeschaffungszeit viel geringer.

Problematisch ist es, wenn das Delta-Verfahren in der Anwendungsphase abbricht. Der Abbruch kann zum einen technische Ursachen haben (z.B. zu geringer Table-Space auf der Datenbank), zum anderen können fehlerhafte Daten in der Basis-Datenbank vorliegen, die einen erneuten Ladevorgang mit den bereinigten Daten notwendig machen. Die Folge ist, dass die Daten neu initialisiert werden müssen, damit das Delta-Verfahren wieder zur Anwendung gelangt. Durch die Extraktionskomponente muss sichergestellt werden, dass der alte (und ggf. bereinigte) Datenbestand in der Basis-Datenbank wieder vorliegt. Die Änderungsdaten in den operativen Vorsystemen müssen also noch identifiziert werden können.

Eine nähere Untersuchung der Extraktionstechniken ist bei *Müller* zu finden.<sup>419</sup> Vielmehr ist von Interesse, die Basis-Datenbank mit betriebswirtschaftlich eindeutig definierten aCRM-Inhalten zu versorgen. Diese Aufgabe übernimmt die Datentransformation.

#### 4.5.2 Datentransformation

Die Daten werden nach der Bildung der Datenextrakte zu einem analyseorientierten Datenbestand weiterverarbeitet. Bei der Datentransformation kann zwischen Datenbereinigung, Harmonisierung, Verdichtung und Anreicherung unterschieden werden.<sup>420</sup> Zielsetzung ist, eine erste Datenqualifizierung in Hinblick auf den Data-Mining- und CRM-Controlling-Einsatz

---

<sup>419</sup> Vgl. Müller (2000), S. 158 ff.

<sup>420</sup> Vgl. Kemper/Mehanna/Unger (2006), S. 24 ff.



vorzunehmen. Im Rahmen des Data-Minings werden noch weitere Datenqualifizierungsschritte (Datenpreprocessings) durchgeführt (vgl. Kap. 5.4.2.1).

#### 4.5.2.1 Datenbereinigung einzelner Datenquellen

Die ersten Bereinigungsaktivitäten sind für die einzelnen Datenquellen vorzunehmen.<sup>421</sup> Für die Bereinigung der Daten stellt sich die Frage, ob die zu extrahierenden Datenfelder feste Domänen haben. Dadurch kann erst die Existenz des Datenwertes sichergestellt werden. Vorhandene Plausibilitätsprüfungen bei der manuellen oder automatisierten Datenerfassung in den Vorsystemen stellen einen wichtigen Faktor bei der Beurteilung der Datenqualität dar. Hiermit können z.B. nicht zulässige Wertebereiche verhindert werden.<sup>422</sup> Ein weiteres Problem liegt vor, wenn fehlende Werte in der Datenquelle vorliegen. Die Durchschnittsberechnungen im BI-Data Warehouse werden dann verfälscht.

Für die Bereinigung können zwei Klassen unterschieden werden: In der ersten Bereinigungsklasse werden die Fehler während des Extraktionsvorgangs automatisch korrigiert. Hier handelt es sich um leicht ersichtliche und immer wiederkehrende Fehler, die mit einem Automatismus bereinigt werden können. Z.B. ist an ein Sonderzeichen aus anderen Ländern zu denken, das vom BI-Data-Warehouse-System nicht interpretiert werden kann. Über Zuordnungstabellen von Quell- zu Zielzeichen können diese Fehler bereinigt werden.

In der zweiten Klasse befinden sich Fehler, die nur manuell korrigiert werden können. Hierbei handelt es sich um schwerwiegende Fehler, die nur schwer automatisch zu erkennen sind. Sie sind möglicherweise erst einschätzbar, wenn der Dateninhalt bekannt ist. Bspw. können unrealistische Wertausprägungen bei Mengen-, Kosten- und Umsatzfeldern vorliegen.<sup>423</sup>

#### 4.5.2.2 Harmonisierung mehrerer Datenquellen

BI-Data-Warehouse-Analysen entfalten erst dann ihre Flexibilität, wenn viele unterschiedliche Themengebiete wie Kunden-, Artikel-, Verkaufs- und Umsatzdaten in eine Analyse einfließen. Auch aussagefähige Data-Mining-Ergebnisse können nur mit dieser Datenbasis erzielt werden.

Die Daten müssen deshalb aus den bereinigten Datenextrakten zusammengeführt werden. Die Struktur der extrahierten Daten entspricht nicht dem entwickelten Datenmodell der Basis-Datenbank. Deshalb müssen sowohl im EDS- als auch im EDW-Ansatz die Daten für die Realisierung des Datenmodells zusammengeführt werden (vgl. Kap. 4.3). Die technische Realisierung findet über das sog. Mapping statt, in dem Quell- und Zieldatenobjekte gegenübergestellt und verknüpft werden. Vorbedingung für eine solche Zusammenführung der

---

<sup>421</sup> Vgl. Bartel/Schwarz/Strasser (2000), S. 50 ff.

<sup>422</sup> Vgl. Müller (2000), S. 177.

<sup>423</sup> Vgl. Kemper/Mehanna/Unger (2006), S. 26 f.

Daten ist eine Abstimmung von Codierungen, Synonymen und Homonymen. Sie treten auf, weil unterschiedliche Datenquellen zusammengeführt werden. Tab. 4.6 zeigt die Unterschiede am Beispiel eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens auf.

Unterschiedliche Codierungen kommen z.B. beim Attribut Markenglas vor. Während in der Datenquelle 1 die Attributsausprägungen für das Markenglas „0“ und „1“ sind, enthält Datenquelle 2 die Attributwerte „J“ und „N“ für Ja und Nein. Im BI-Data Warehouse ist eine von beiden Formen zu wählen.

Bei den Synonymen ist der Attributname wie „Geschäftspartner“ und „Kunde“ zwar unterschiedlich, aber im Inhalt haben beide die gleiche Bedeutung. Konsequenz ist die Definition eines gleichen Attributnamens.

	Charakteristika	Datenquelle 1	Datenquelle 2	Aktivität
<b>Unterschiedliche Codierung</b>	Gleiche Attributnamen; gleiche Bedeutung; unterschiedliche Domänen	Attribut: MARKENGLAS Domäne: (0,1)	Attribut: MARKENGLAS Domäne: (J, N)	Wahl einer Domäne
<b>Synonyme</b>	Unterschiedliche Attributnamen; gleiche Bedeutung; gleiche Domänen	Attribut: GESCHÄFTSPARTNER Inhalt: Name des Kunden	Attribut: KUNDE Inhalt: Name des Kunden	Wahl eines Attributnamens
<b>Homonyme</b>	Gleiche Attributnamen; unterschiedliche Bedeutung; gleiche oder ungleiche Domänen	Attribut: GESCHLECHT Inhalt: Geschlecht der Kunden (männlich, weiblich)	Attribut: GESCHLECHT Inhalt: Geschlecht der Fassung (Mann, Frau, Unisex)	Wahl unterschiedlicher Attributnamen

Tab. 4.6: Unterschiedliche Codierung, Synonyme und Homonyme am Beispiel eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens

Schließlich können auch Homonyme auftreten, bei der die Attributnamen wie beispielsweise das „Geschlecht“ beim optischen Industrie- und Handelsunternehmen gleich sind, aber der Inhalt unterschiedlich ist. Beim ersten Attribut ist das Geschlecht vom Kunden gemeint. Dagegen wird beim zweiten Attribut die Fassung der Brille nach dem Geschlecht („Mann“, „Frau“ und „Unisex“) unterschieden. In diesem Fall liegt die Lösung in der Wahl eines unterschiedlichen Attributnamens. Die Harmonisierung ist von großer Relevanz, weil die Vereinheitlichung der betriebswirtschaftlichen Begriffsabgrenzung stattfindet. Erst dadurch erhalten die Daten eine Bedeutung für den Endanwender.<sup>424</sup>

Im CRM hat zudem die Adressenbereinigung eine hohe Bedeutung. Insbesondere durch die Anmietung oder den Kauf von Adressen muss eine Harmonisierung mit den internen Adressen vorgenommen werden. Wird die Bereinigung nicht sorgfältig durchgeführt, können

<sup>424</sup> Vgl. Seemann/Schmalzridt/Lehmann (2001), S. 324.

eine große Anzahl von Mehrfach-Adressen (Dubletten) entstehen, weil die Adressen unterschiedlich geschrieben sind.<sup>425</sup>

#### 4.5.2.3 Verdichtung

Eine weitere Transformationsmaßnahme ist die Verdichtung. Hiermit ist die im BI-Data-Warehouse-Umfeld sog. Granularität angesprochen. Die Granularität steht für das Niveau der Detaillierung innerhalb eines BI-Data Warehouse. Für Auswertungszwecke reichen zum größten Teil Analysen auf aggregierter Ebene aus.<sup>426</sup>

Beispielsweise sind bei einer Verkaufsanalyse Zeitreihen auf Wochen- oder Monatsebene von Interesse. Bei einer ausreichenden Anzahl von Daten kann der Trend über einen längeren Zeitraum abgelesen werden. Gemäß dem Analyseziel ist das Niveau der Granularität zu wählen. Gleichzeitig ist die Performance der Abfragen zu berücksichtigen. Einzelposten belegen sehr viel Speicher auf der Datenbank. Aus Auswertungssicht ist die Abfrageeffizienz sehr gering. Höher verdichtete Daten bewirken eine schnellere Abfrage.

Dieser Transformationsschritt wird erst umfassend bei der Erstellung der Data Marts aus der Basis-Datenbank eingesetzt. Sofern der Detaillierungsgrad der Daten insgesamt für die Auswertungen im BI-Data Warehouse nicht erforderlich ist, sollten die Daten bereits beim Aufbau der Basis-Datenbank verdichtet werden.

#### 4.5.2.4 Anreicherung

##### (1) Abgeleitete Attribute

Im letzten Schritt der Transformation werden die Daten um weitere Attribute angereichert. Eine Anreicherung hat das Ziel, den Anwender bereits mit vordefinierten, gespeicherten Merkmalen und Basiskennzahlen bei seinen Analysen zu unterstützen.<sup>427</sup>

Beispielhaft liegt in der Datenquelle das Attribut Geburtsjahr vor, es stellt eine Zusatzinformation für eine Person dar. Für eine aktive Analyse ist aber vielmehr das Alter von Interesse. Dieses wird dann als abgeleitete Basiskennzahl bezeichnet.<sup>428</sup>

Die Anreicherung kann gleichzeitig mit der Verdichtungsphase verknüpft sein. Die Berechnung einer Durchschnittszahl kann nur auf einer höheren Verdichtungsebene erfolgen. Das Durchschnittsalter des Kunden kann bspw. für die einzelnen Niederlassungen berechnet werden. Bei häufigem Einsatz dieser Kennzahl in der Analyse empfiehlt sich unter Performancegesichtspunkten die datenbanktechnische Abspeicherung. Andernfalls müsste sie immer bei den OLAP-Abfragen zur Laufzeit berechnet werden.

<sup>425</sup> Vgl. Löffler/Scherfke (2000), S. 87 f.

<sup>426</sup> Vgl. Poe/Reeves (1997), S. 52.

<sup>427</sup> Vgl. Bissantz (1996), S. 41.

<sup>428</sup> Vgl. Totok (2000), S. 158.

Gleichzeitig sind mit der Speicherung der zusätzlichen Attribute in der Datenbank wieder Performancevorteile in den Abfragen verbunden.

## (2) Data Matching

Data Matching ist ein weiteres Anreicherungsverfahren, das insbesondere bei der Verknüpfung von Marktumfragen und internen Daten verwendet wird. Um die individuellen Bedürfnisse der Kunden zu ermitteln, sind diese Umfragen für die Ausgestaltung des aCRM notwendig. Allerdings werden sie anonym erhoben. Die Kundendaten in den Unternehmen dagegen sind personenbezogen gespeichert.

Die Verknüpfung der Daten erfolgt durch Strukturvariablen, die sowohl in den Marktumfragen als auch in den internen Daten enthalten sind. Hier sind z.B. soziodemografische Merkmale und Produktnutzungsmerkmale zu nennen.<sup>429</sup> Beim Data Matching werden Daten von höheren Aggregatsstufen zur Beschreibung der Informationsobjekte herangezogen.<sup>430</sup>

Am Beispiel einer Kundenzufriedenheitsumfrage und einem Artikelstamm eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens soll das Data Matching beschrieben werden. Bei der Umfrage soll die Zufriedenheit der Kunden beim Kauf einer Brille ermittelt werden. Durch Schulnoten können die Kunden für einzelne Zufriedenheitsmerkmale die Leistungen des optischen Industrie- und Handelsunternehmens bewerten.

Abb. 4.20 zeigt die anonymisierten Basisdaten einer Kundenumfrage. Bekannt sind die Preislage und die Form der Brille des Kunden. Der Kunde selbst kann nicht identifiziert werden. Die Kundenzufriedenheitsnoten werden in Abhängigkeit von einer laufenden Nummer für jeden Kunden (anonymisierter Kunde) gespeichert. Bei einer Brille ist bspw. das modische Aussehen als Zufriedenheitswert interessant.

Für die Anwendung des Data Matching werden die Durchschnittsnoten in Bezug auf die Strukturvariablen berechnet. Bei zwei Strukturvariablen (Preislage, Form) wird eine Kreuztabelle angelegt. In ihr werden in Abhängigkeit von den Ausprägungen der zwei Variablen die Durchschnittsnoten für das modische Aussehen ermittelt.

Die Strukturvariablen sind gleichermaßen in den Artikelstammdaten vertreten. Weil die Artikelnummer nicht in den Kundenumfragedaten vorliegt, können die Durchschnittsnoten nur durch Inkaufnahme einer gewissen Unschärfe den einzelnen Artikeln zugeordnet werden. Die Durchschnittsnote für das modische Aussehen wird über die Preislage und die Form mit dem Artikelstamm verknüpft. Beispielsweise wird dem Artikel

<sup>429</sup> Vgl. Liehr (2001), S. 725 ff.

<sup>430</sup> Vgl. Hippner/Wilde (2001), S. 45.

4712, der sich in einer hohen Preislage befindet und aus einer Pilotfassung besteht, die Note 3,9 zugeordnet.

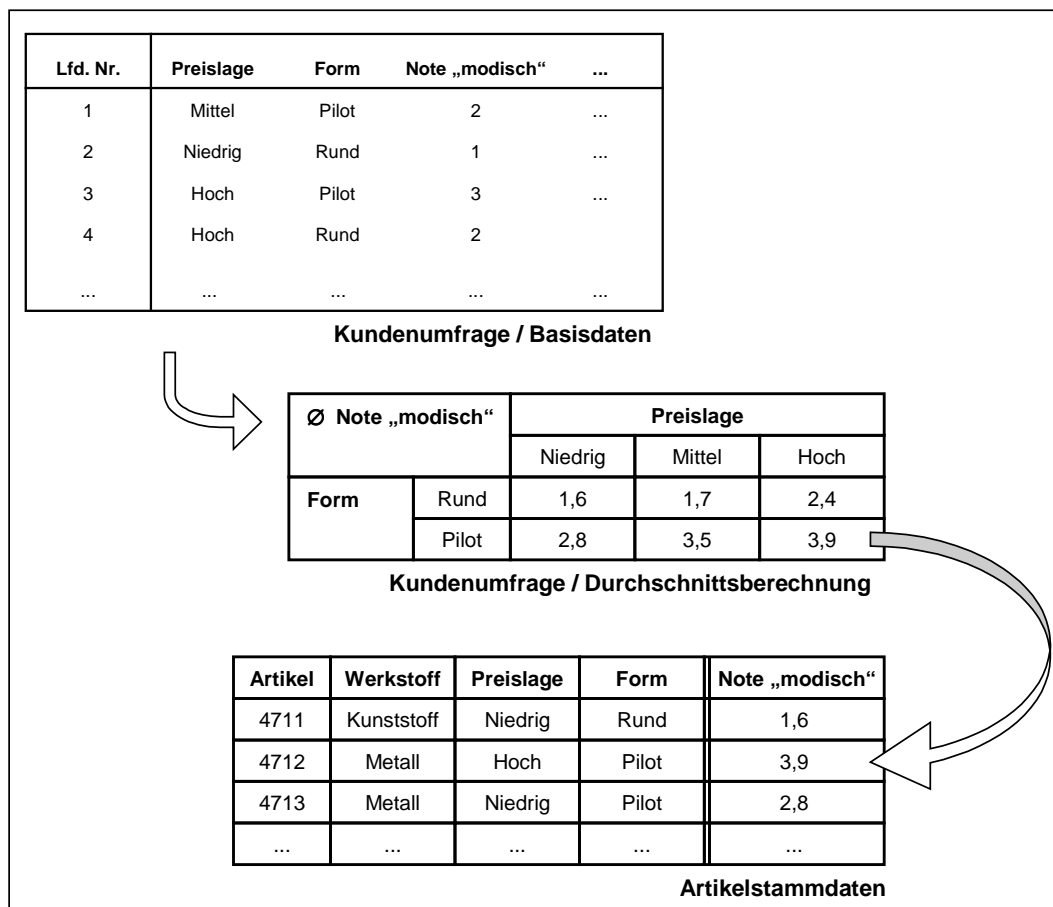


Abb. 4.20: Data Matching zwischen Kundenzufriedenheits- und Artikelstammdaten

Die Anwendung von Data Matching ist mit folgenden Vorteilen verbunden:<sup>431</sup>

- Viele weiche Informationen können aufgrund der Anonymität erhoben werden. Im aCRM haben diese für die Einschätzung der Geschäftsbeziehung eine besondere Bedeutung. Die Befragten sind eher bereit, sensible Informationen weiterzugeben.
- Aufgrund des Data Matching müssen nicht alle Kunden des Unternehmens befragt werden. Über die Verknüpfungsmerkmale können die externen Daten auf den gesamten Kundenstamm übertragen werden. Damit sind erhebliche Kosteneinsparungen in der Datenerhebung verbunden.
- Durch die Methode des Data Matching wird das „Rauschen“ umgangen, das sich durch subjektive Einschätzungen auf der Personenebene ergibt. Gründe hierfür sind, dass die Fragen unterschiedlich aufgefasst werden oder vor kurzem eine besondere Beratungssituation vorgelegen hat.

<sup>431</sup> Vgl. Liehr (2001), S. 732 f.

Im aCRM-Konzept sind die externen Kundenzufriedenheits-/loyalitätsdaten auf den internen Kundenstamm zu übertragen, damit bspw. das CRM-Portfolio automatisiert bereitgestellt werden kann. Als Strukturvariablen sind z.B. Geschlecht, Familienstand, Ausbildung, Beruf, Einkommen, (gekauft)es Produkt, spezifische Produkteigenschaften etc. zu nennen. Die Auswahl der Strukturvariablen ist kundenspezifisch unter Berücksichtigung des Datenschutzes zu wählen, damit die Beurteilung der Kunden möglichst realitätsnah im internen Kundenstamm abgebildet werden kann. In einer Voranalyse sind die Anzahl der Kunden für jede Ausprägung aller ausgewählten Strukturvariablen zu ermitteln. Die einzelnen Ergebnisse pro Ausprägung dürfen nicht unter der Zahl liegen, die mit dem Datenschutzbeauftragten abgestimmt wurde, damit sichergestellt wird, dass nicht auf die Einzelperson geschlossen werden kann (vgl. Kap. 3.2.3.3).

#### 4.5.3 Datenextraktion und -transformation aus Datenflusssicht

Um eine automatisierte Datenintegration zu erreichen, erstreckt sich der gesamte Datenextraktions- und -transformationsprozess über mehrere Ebenen im Datenbeschaffungslayer. Dieser befindet sich entweder in einer umfassenden BI-Data-Warehouse-Architektur, oder es wird ein externes ETL-Tool (Extraktion, Transformation, Loading) eingesetzt.<sup>432</sup> In den operativen Vorsystemen werden bereits über Join-Operationen bei relationalen Tabellen und über Programmlogik bei externen Dateien die Daten z.B. in Views oder operative Dateien zusammengeführt.

Die Daten werden in einer sog. Persistent-Staging-Area-(PSA)-Tabelle in der Eingangsschicht des BI-Data Warehouse geladen. Die PSA-Tabelle ist eine Tabelle mit temporärer Datenhaltung zur Unterstützung der Datenaktualisierung der Basis-Datenbank.<sup>433</sup> Auf dieser Basis setzt der Datentransferprozess auf. Eine Datentransferstruktur schafft die Verknüpfung zwischen der PSA-Tabelle und der Basis-Datenbank. In der Datentransferstruktur werden die für das BI-Data Warehouse erforderlichen Datenfelder eines Ladevorgangs definiert. Gleichzeitig können in der Datentransferstruktur Transformationsregeln hinterlegt werden. Insgesamt werden dadurch ein performantes Laden und ein effizientes Abarbeiten der Transformationsregeln ermöglicht. Insbesondere die Anwendung der Regeln bezieht sich meist auf mehrere Felder der zusammengeführten Daten. Die gesamte Datentransferstruktur entspricht der gewünschten Tabellenstruktur in der Basis-Datenbank. Durch das Fortschreiben in die Basis-Datenbank finden die Konsolidierung (der transformierten Datenbeschaffungstabellen) und die Historisierung statt.<sup>434</sup>

---

<sup>432</sup> Vgl. Schieder (2007), S. 15; Bauer/Günzel (2004), S. 48.

<sup>433</sup> Vgl. Mehrwald (2007), S. 392 f., Bauer/Günzel (2004), S. 515.

<sup>434</sup> Vgl. Wieken (1999), S. 194.

In einem BI-Data Warehouse ist der Datentransferprozess einheitlich gestaltet, weil er zwischen den Layern des BI-Data Warehouse immer eingesetzt wird. Um die erforderliche Performance im BI-Data Warehouse (z.B. für die „Echtzeitfähigkeit“) zu erreichen, wird das Datenladen beim Datentransferprozess durch Parallelisierung optimiert.<sup>435</sup>

In Abb. 4.21 wird ein Beispiel für die Datenextraktion und -transformation aus Datenflussicht dargestellt.

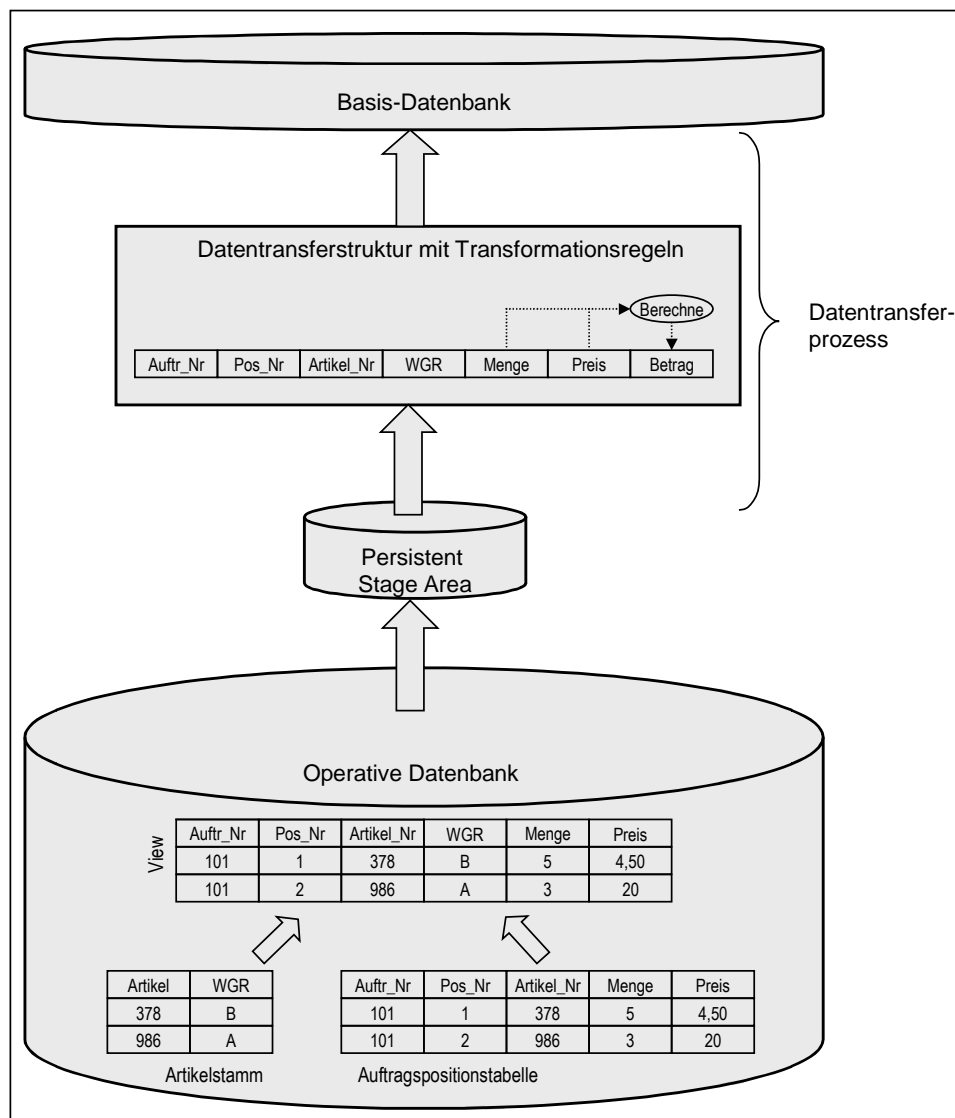


Abb. 4.21: Datenextraktion und -transformation am Beispiel von Auftragsdaten

Die Zielsetzung der Datenbeschaffung besteht darin, relevante Datenfelder aus der Auftragspositionstabelle einer operativen Datenbank in die Basis-Datenbank eines BI-Data Warehouse zu übernehmen. Gleichzeitig soll die Warengruppe der Artikel als weitere Information angereichert werden. Die Zusammenführung dieser Tabellen findet über einen View statt. Dieser View wird temporär in der PSA-Tabelle gespeichert, damit auf dieser Basis der

<sup>435</sup> Vgl. Egger/Fiechter/Kramer/Sawicki/Straub/Weber (2006), S. 51 f.

Datentransferprozess aufsetzen kann. In der Datentransferstruktur werden die Felder in der Form definiert, wie sie in der Tabelle der Basis-Datenbank gespeichert werden sollen. Über die Transformationsregeln wird der Betrag des Auftrags als weiteres Feld definiert, der sich aus der Multiplikation von Menge und Preis pro Auftragsposition ergibt. Im Ladevorgang findet die Berechnung statt. Die Daten werden in der Basis-Datenbank gespeichert.

In diesem Beispiel wurde genau ein Datenfluss mit der Datenextraktion und -transformation erörtert. Insgesamt ergeben sich im BI-Data Warehouse aber sehr viele Datenflüsse. Diese sollten in einem sog. Datenflusskonzept zusammenfassend dargestellt werden. In der Implementierung des aCRM wird ein solches Datenflusskonzept vorgestellt (vgl. Kap. 6.7).

## **4.6 Ergebnisse „IT-Ebene des aCRM“**

### **4.6.1 Inhaltliche Ergebnisse**

In Kapitel 4 wurde grundlegend eine BI-Data-Warehouse-Architektur für das aCRM-Konzept in Form des Layer-Konzeptes entwickelt. Dabei wurde die BI-Data-Warehouse-Architektur unter dem Gesichtspunkt des aCRM-Bestimmungsfaktors „Dynamik“ erstellt.

Für den Aufbau der Basis-Datenbank wurde zunächst bestimmt, wie bei der Auswahl der relevanten aCRM-Daten vorzugehen ist. Die Identifizierung der aCRM-Daten erfolgt auf Basis des betriebswirtschaftlichen aCRM-Konzeptes (strategischer und operativer Closed-Loop-Prozess) aus Kapitel 3. Hinsichtlich der Datenmodellierung wurde anschließend der traditionelle Enterprise Data Store mit dem BI-basierten EDW-Konzept verglichen. Der Vergleich wurde unter Berücksichtigung des anstehenden Data-Mining-Einsatzes durchgeführt. Ergebnis ist, dass das Enterprise Data Warehouse für die Datenbasis von Data-Mining-Analysen sehr gut geeignet ist, weil die unverbundenen DSO-Tabellen flexibel ohne Beeinträchtigung der Reporting-Aufgaben des BI-Data Warehouse aufgebaut und ggf. modifiziert werden können.

Bei der Erstellung der Data Marts wurden zunächst die OLAP-Architekturansätze ROLAP und MOLAP abgegrenzt. Schwerpunktmäßig wurde dabei die technische Realisierung auf Basis des relationalen Ansatzes in Form von Starschema-Konzepten in dieser Arbeit diskutiert. Es wurden das einfache Starschema, das Snowflakeschema und das erweiterte Starschema gegenübergestellt und hinsichtlich der CRM-Controlling-Nutzung bewertet. Für die Implementierung des CRM-Controllings wurde aufgrund der Vorteile das erweiterte Starschema-Konzept ausgewählt. Als Vorteile sind die Umsetzung des Kundenstufenkonzeptes, die Durchführung der Hierarchieanalysen und der Zugriff auf die einheitlichen Stammdaten zu nennen. Auf dieser Grundlage wurden Modellierungsempfehlungen für die Data-Mart-Entwicklung (erweitertes Starschema) entwickelt.



Schließlich leiten sich die Anforderungen an die Datenbeschaffung ab. Es sind die relevanten Datenextrakte aus dem Datenmodell der Basis-Datenbank zu bestimmen. Außerdem sind Datenqualifizierungsmaßnahmen in der Datentransformation vorzunehmen, um konsistente aCRM-Daten zu erreichen. Insbesondere das Data Matching wurde als wichtiges Verfahren der Datentransformation im aCRM identifiziert, damit externe anonymisierte Daten mit den internen kundenbezogenen Daten verknüpft werden.

Abb. 4.22 zeigt die Ergebnisse.

- ✓ **Erstellung einer BI-Data-Warehouse-Architektur**
  - Aufbau eines „dynamischen“ Systems
  - Nutzung des Layer-Konzeptes
  
- ✓ **Datenmodellierung der Basis-Datenbank für das aCRM**
  - Identifizierung der relevanten aCRM-Daten aus dem betriebswirtschaftlichen aCRM-Konzept
  - Gegenüberstellung und Bewertung des traditionellen EDS-Konzeptes mit dem BI-basierten EDW-Konzept
  - Auswahl des EDW-Ansatzes für die Nutzung von Data-Mining
  
- ✓ **Datenmodellierung der Data Marts für das aCRM**
  - Abgrenzung des relationalen und multidimensionalen OLAP-Ansatzes
  - Gegenüberstellung und Bewertung der Starschema-Konzepte für die Erstellung der Data Marts
  - Auswahl des erweiterten Starschema-Konzeptes für das CRM-Controlling
  - Modellierungsempfehlungen für die Data-Mart-Entwicklung
  
- ✓ **Ableitung der Datenbeschaffungsmaßnahmen für das aCRM**
  - Identifizierung relevanter Datenextrakte aus dem Datenmodell der Basis-Datenbank
  - Festlegung von Datenqualifizierungsmaßnahmen in der Datentransformation, um konsistente aCRM-Daten zu erreichen
  - Anwendung des Data Matchings, um externe anonymisierte Daten mit den internen kundenbezogenen Daten zu verknüpfen

Abb. 4.22: Ergebnisse „IT-Ebene des aCRM“

#### 4.6.2 Leitfaden „IT-Ebene“

Der Leitfaden für die Entwicklung eines unternehmensbezogenen aCRM-Konzeptes auf IT-Ebene orientiert sich an dem Aufbau dieses Kapitels.

Nach der Erstellung einer unternehmensspezifischen BI-Data-Warehouse-Architektur ist die Basis-Datenbank zu entwickeln. Es schließt sich die Modellierung der Data Marts an. Ausgehend von den definierten Potenzial- und CRM-Kennzahlen sowie den relevanten Merkmale für die Analyse werden die Data Marts modelliert. Diese werden aus den Daten der Basis-Datenbank versorgt. Aus dem Datenmodell der Basis-Datenbank leiten sich anschließend die Anforderungen für die Datenbeschaffung ab.

Abb. 4.23 zeigt den Leitfaden für die IT-Ebene im Detail.

	<b>Erledigt</b>
<b>A. Erstellung einer unternehmensspezifischen BI-Data-Warehouse-Architektur</b>	
1. Festlegung der BI-Data-Warehouse-Architektur unter Berücksichtigung des aCRM-Bestimmungsfaktors "Dynamik"	<input type="checkbox"/>
2. Nutzung des Layer-Konzeptes	<input type="checkbox"/>
<b>B. Entwicklung einer Basis-Datenbank für das Data-Mining und die Data Marts</b>	
1. Auswahl der relevanten aCRM-Daten (Datenobjekte mit Attributen) aus dem aCRM-Konzept (strategischer und operativer Closed-Loop-Prozess)	<input type="checkbox"/>
2. Auswahl des Datenmodells für die Basis-Datenbank (Enterprise Data Store oder Enterprise Data Warehouse)	<input type="checkbox"/>
3. Modellierung der Basis-Datenbank	<input type="checkbox"/>
<b>C. Entwicklung der Data Marts für die Ausgestaltung des CRM-Controllings</b>	
1. Auswahl des Starschema-Konzeptes	<input type="checkbox"/>
- Einfaches Starschema	
- Snowflakeschema	
- Erweitertes Starschema	
2. Definition einer generellen Vorgehensweise bei der Starschema-Modellierung	<input type="checkbox"/>
3. Modellierung der Starschemata	<input type="checkbox"/>
- Abbildung der Basiskennzahlen in der Faktentabelle (z.B. für die Ermittlung der CRM-Kennzahlen)	
- Abbildung der relevanten Merkmale in den Dimensionstabellen	
- Festlegung der Hierarchieebenen für die Navigation	
- ggf. Definition der Stammdaten bei dem erweiterten Starschema-Konzept	
- ggf. Definition der erforderlichen Aggregate für die Performanceoptimierung	
<b>D. Ableitung der Anforderungen an die Datenbeschaffung</b>	
1. Identifizierung der Datenextrakte aus den Datenobjekten bzw. aus der Datenmodellierung der Basis-Datenbank	<input type="checkbox"/>
2. Definition der erforderlichen Datentransformationen für die Erstellung einer konsistenten Basis-Datenbank	<input type="checkbox"/>
- Datenbereinigung einzelner Datenquellen	
- Harmonisierung mehrerer Datenquellen	
- Verdichtung	
- Anreicherung (insbesondere Data Matching)	
3. Entwicklung des Datenflusskonzeptes (einschl. Festlegung der Full- und Delta-Updates)	<input type="checkbox"/>

Abb. 4.23: Leitfaden für die Entwicklung eines unternehmensbezogenen aCRM-Konzeptes auf der IT-Ebene

## 5 Anwendungsebene des aCRM

### 5.1 Überblick

#### 5.1.1 Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte

Während in Kapitel 2 die „Konzeptrahmenebene“, in Kapitel 3 die „betriebswirtschaftliche Ebene“ und in Kapitel 4 die „IT-Ebene“ des aCRM-Ansatzes diskutiert wurden, wird der Konzeptionsteil des aCRM in diesem Kapitel durch die „Anwendungsebene“ abgerundet. Es wird untersucht, wie die Vorgehensweise bei *genau* einer aCRM-Aufgabenstellung ist (vgl. Abb. 5.1).

Die Lösung einer aCRM-Aufgabenstellung wird durch die Anwendung des aCRM-Phasenansatzes erreicht, das als Leitbild für die Anwendungsebene dient.

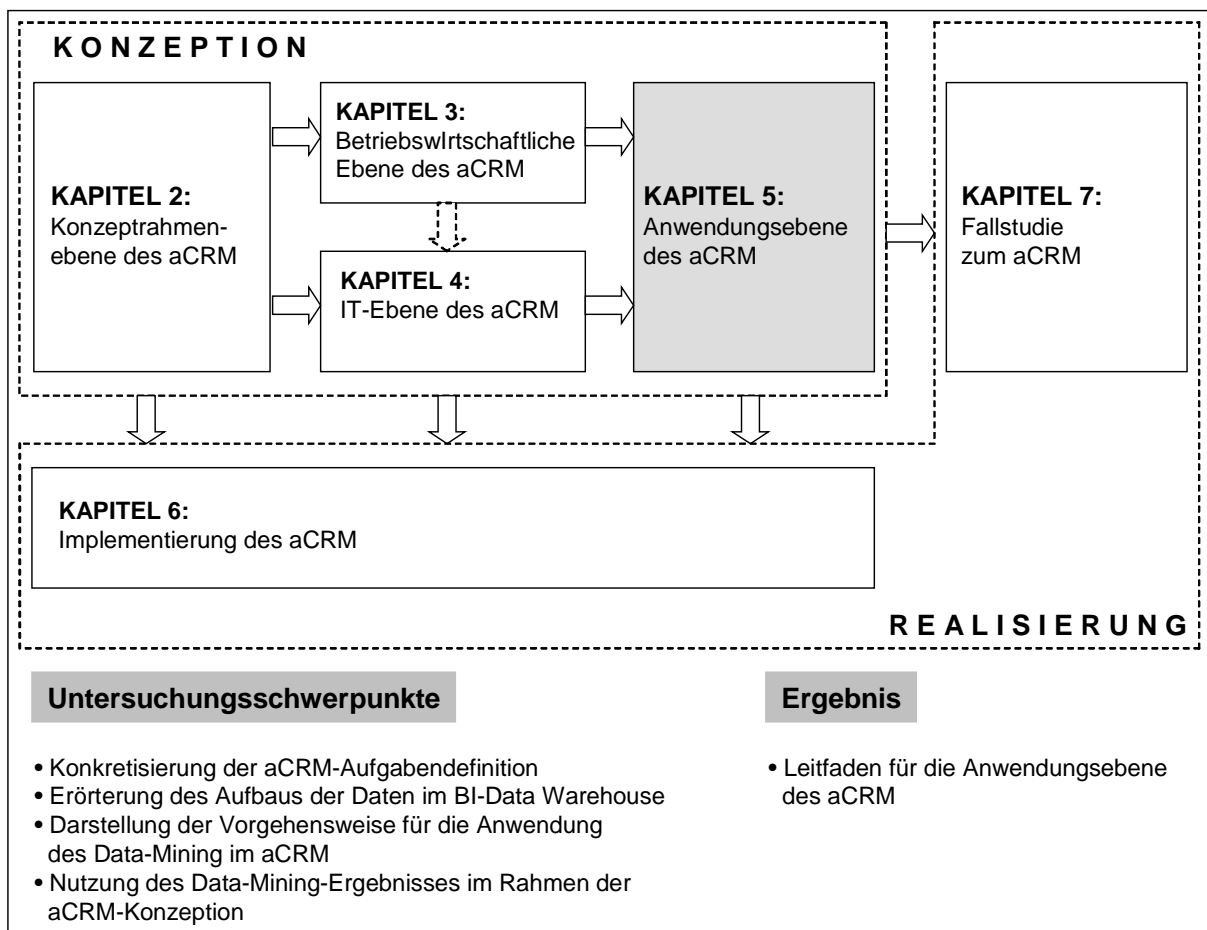


Abb. 5.1: Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte „Anwendungsebene des aCRM“

Zunächst wird untersucht, in welcher Weise die CRM-Aufgabe definiert wird. Auf dieser Grundlage sind die Daten im BI-Data Warehouse aufzubauen. In einem weiteren Schritt wird erörtert, wie die Anwendung des Data-Minings im aCRM erfolgt. Es wird abschließend unter-

sucht, wie das Data-Mining-Ergebnis im aCRM-Konzept genutzt wird. Ergebnis dieses Kapitels ist ein Leitfaden für die Anwendungsebene der aCRM-Konzeption.

Weil viele Grundlagen bereits in den vorigen Kapiteln vermittelt wurden, fällt das Anwendungskapitel entsprechend geringer aus. Der Zusammenhang zwischen den Konzeptebenen wird im nächsten Abschnitt wieder durch die Leitbilder hergestellt.

### 5.1.2 Leitbild „Anwendungsebene“ im Zusammenhang mit der „Konzeptrahmenebene“, „betriebswirtschaftlichen Ebene“ und „IT-Ebene“

Zur Lösung einer aCRM-Aufgabenstellung wird der aCRM-Phasenansatz herangezogen (vgl. Abb. 5.2). Er stellt einen Kreislauf dar und hat die vier Phasen „aCRM-Aufgabendefinition“, „Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse“, „Anwendung von Data-Mining“ und „Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses“.

In der „aCRM-Aufgabendefinition“ findet die Aufgabenbeschreibung und die Zielkonkretisierung mit Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps statt.

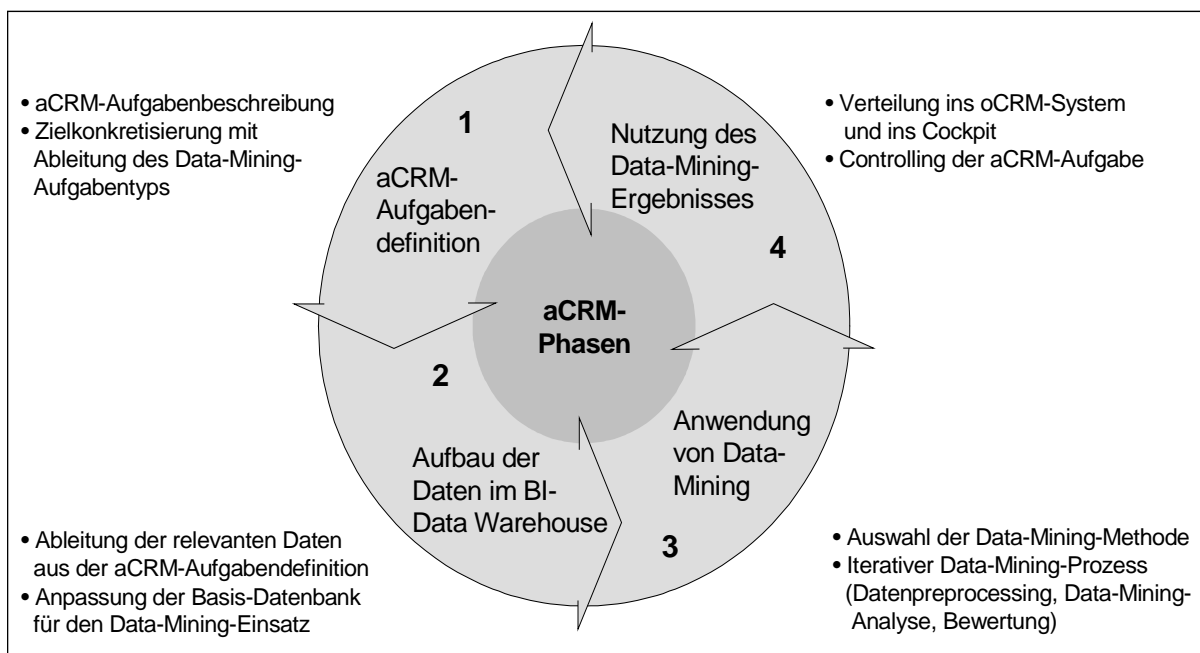


Abb. 5.2: Leitbild „Anwendungsebene“ (aCRM-Phasenansatz)

Auf dieser Grundlage werden in der 2. aCRM-Phase die Daten im BI-Data Warehouse aufgebaut. Es werden die relevanten Daten aus der aCRM-Aufgabendefinition abgeleitet und die Basis-Datenbank entsprechend angepasst.

In der 3. aCRM-Phase wird das Data-Mining angewendet. Nach der Auswahl der Data-Mining-Methode wird der iterative Data-Mining-Prozess (Datenpreprocessing, Data-Mining-Analyse, Bewertung) durchlaufen.

Die Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses im aCRM erfolgt im oCRM-System oder im Cockpit (4. aCRM-Phase). Ein fortlaufendes CRM-Controlling der aCRM-Aufgabe stellt die Effektivität und die Effizienz der aCRM-Aufgabe sicher. Ggf. werden die aCRM-Phasen wieder von vorne durchlaufen, wenn Modifikationsbedarf besteht.

Der Zusammenhang des Leitbildes der „Anwendungsebene“ (aCRM-Phasenansatz) mit den vorigen Leitbildern wird anhand von zwei Grafiken gezeigt (vgl. Abb. 5.3 und Abb. 5.4).

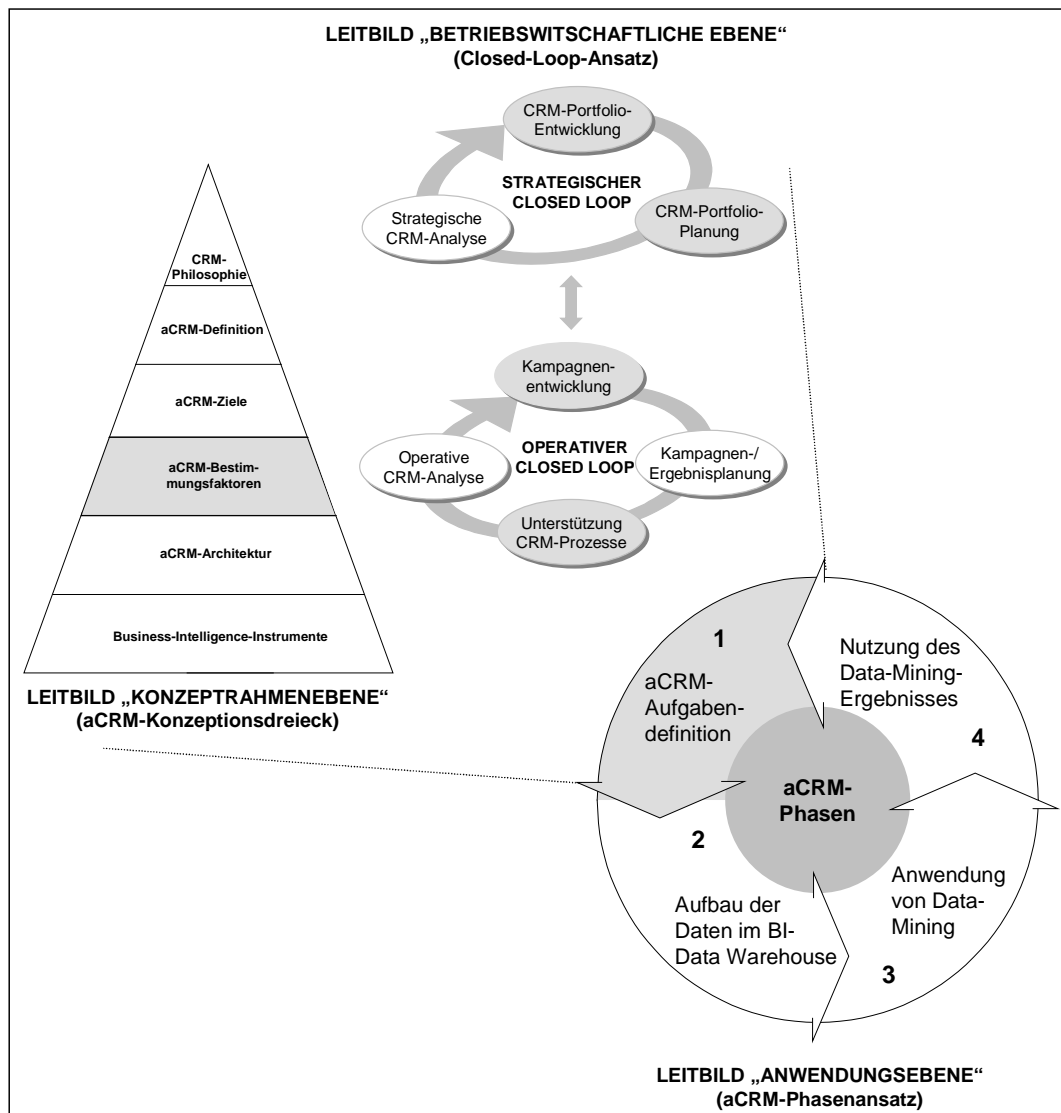


Abb. 5.3: Zusammenhang der ersten aCRM-Phase des Leitbildes „Anwendungsebene“ mit den zentralen Leitbildern der „Konzeptrahmenebene“ und „betriebswirtschaftlichen Ebene“

Die 1. Phase „aCRM-Aufgabendefinition“ ist mit der betriebswirtschaftlichen Ebene und mit der Konzeptrahmenebene verbunden. Die aCRM-Aufgabe der ersten Phase stammt dabei aus einer von vier Closed-Loop-Prozessschritten. Bei der „CRM-Portfolio-Entwicklung“ handelt es sich bspw. um eine Zielgruppenermittlung. In der „CRM-Portfolio-Planung“ können z.B. Potenzialermittlungen der einzelnen Kundenstufen mithilfe von Data-Mining durchgeführt

werden. Bei der „Kampagnenentwicklung“ kann Data-Mining bspw. in der Weise unterstützen, indem Kundenprofile identifiziert werden, mit denen eine höhere Wahrscheinlichkeit von Vertragsabschlüssen verbunden ist. Ebenso kann Data-Mining über Responsemodelle und Warenkorbanalysen die CRM-Prozesse unterstützen. Bei der Kampagnen-/Ergebnisplanung und der strategischen bzw. operativen CRM-Analyse fallen dagegen keine Data-Mining-Aufgaben an. Bei jeder aCRM-Aufgabenstellung sind zudem die aCRM-Bestimmungsfaktoren heranzuziehen. Hierdurch entsteht die Verbindung zur „Konzeptrahmenebene“.

Die aCRM-Phasen 2 bis 4 des Leitbilds der „Anwendungsebene“ sind mit dem Leitbild der „IT-Ebene“ verbunden (vgl. Abb. 5.4).

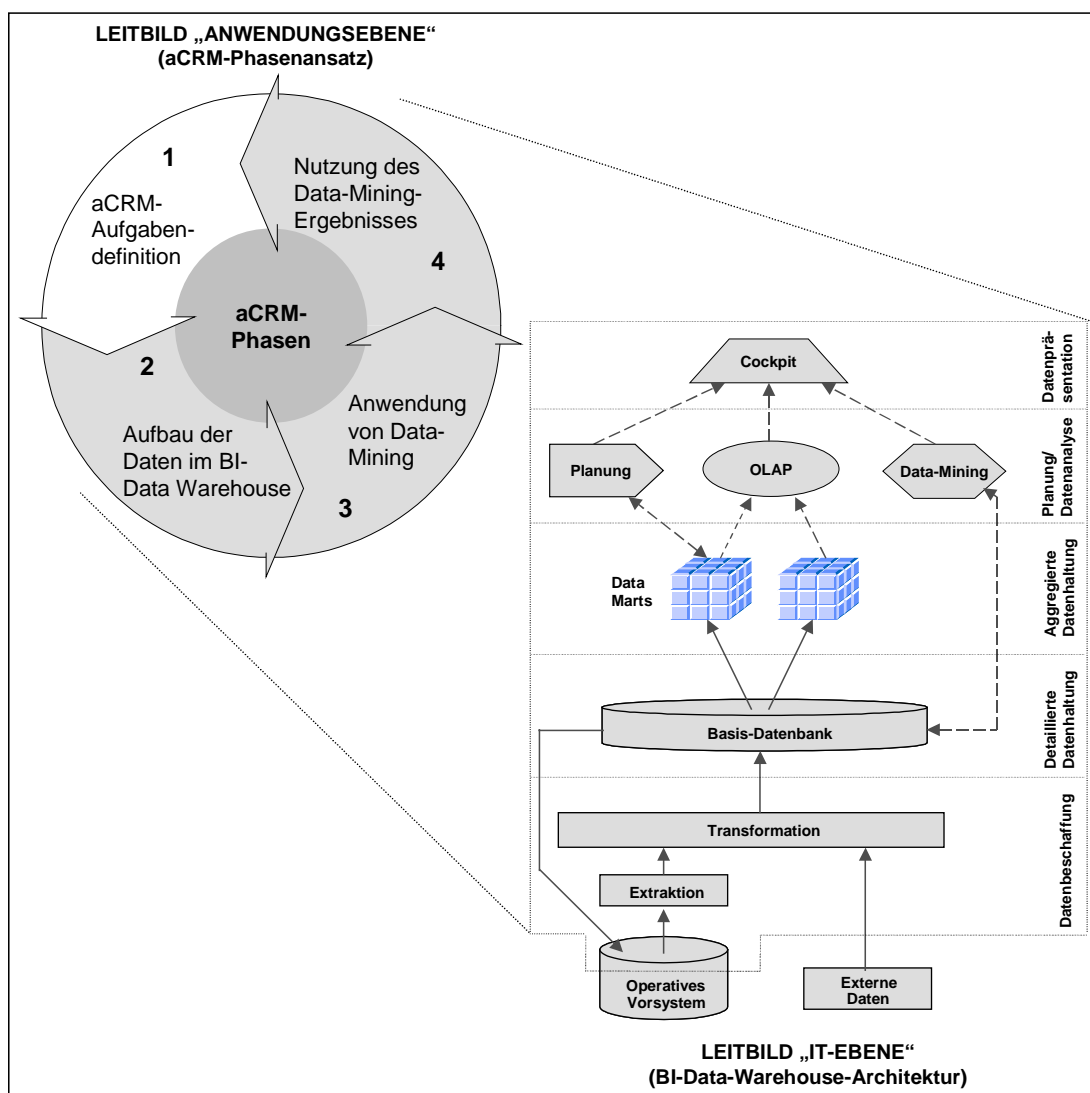


Abb. 5.4: Zusammenhang der aCRM-Phasen 2-4 des Leitbildes „Anwendungsebene“ mit dem zentralen Leitbild der „IT-Ebene“

Die Anwendung dieser aCRM-Phasen wird auf Basis der BI-Data-Warehouse-Architektur durchgeführt. Beim Aufbau der Daten für die aCRM-Aufgabenstellung wird die Basis-Datenbank des BI-Data Warehouse (2. aCRM-Phase) eingesetzt. Die Anwendung des Data-Minings

erfolgt durch den Einsatz der entsprechenden BI-Anwendung. Die Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses erfolgt über das Cockpit bzw. über das oCRM-System (4. aCRM-Phase).

In diesem Kapitel werden die aCRM-Phasen detailliert diskutiert, wobei der Schwerpunkt auf der 3. und 4. aCRM-Phase liegt. Durch die betriebswirtschaftliche Ebene in Kapitel 3 wurden bereits detailliert die Grundlagen für die aCRM-Aufgabendefinition (1. aCRM-Phase) erarbeitet. Gleichmaßen wurde durch die Diskussion der IT-Ebene in Kapitel 4 die Voraussetzungen für den Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse (2. aCRM-Phase) geschaffen.

## 5.2 aCRM-Aufgabendefinition

Die Konkretisierung der aCRM-Aufgabendefinition besteht aus den zwei Schritten „Aufgabenbeschreibung“ und „Zielkonkretisierung mit Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps“ (vgl. Abb. 5.5).

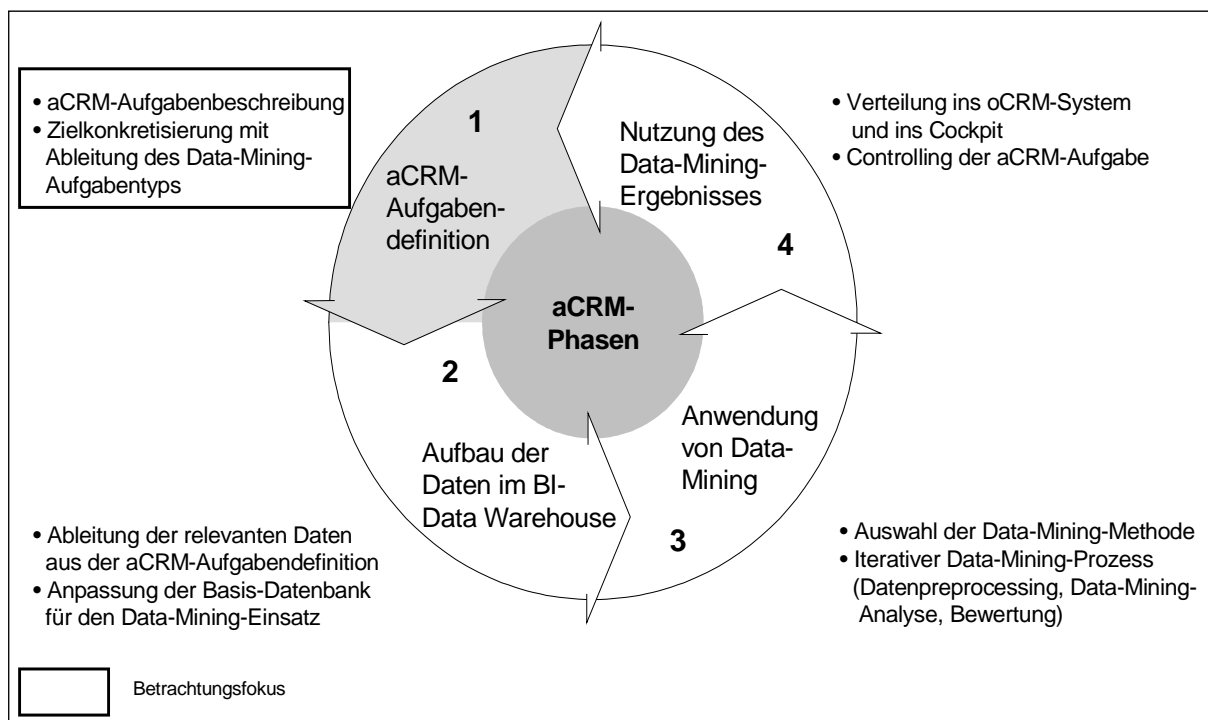


Abb. 5.5: Einordnung der aCRM-Aufgabendefinition ins Leitbild „aCRM-Phasenansatz“ (Anwendungsebene)

### 5.2.1 aCRM-Aufgabenbeschreibung

#### (1) Einordnung der aCRM-Aufgabe in den Closed-Loop-Ansatz

Aus Sicht einer konkreten aCRM-Problemstellung ist die Aufgabe in den Closed-Loop-Prozessschritten „CRM-Portfolio-Entwicklung“, „CRM-Portfolio-Planung“, „Kampagnenentwicklung“ und „Unterstützung CRM-Prozesse“ einzuordnen (vgl. Kap. 3.5 und 3.6). Mögliche aCRM-Aufgabenstellungen wurden bereits im vorigen Abschnitt beschrieben.

Durch die Einordnung ist sichergestellt, dass insbesondere strategische und operative Aufgaben immer abgestimmt und verhindert wird, dass entgegengesetzte Ziele verfolgt werden. Bswp. sind die Kampagnen im operativen Closed-Loop-Prozess auf Basis der definierten Zielgruppen und Kundenstufen aus der CRM-Strategie zu entwickeln.

## (2) Berücksichtigung der Bestimmungsfaktoren des aCRM

Um die Aufgabenstellung zielgerichtet zu definieren, sollten die aufgestellten Bestimmungsfaktoren des aCRM zur Unterstützung herangezogen werden (vgl. Kap. 2.3.3). Die betriebswirtschaftliche Aufgabenstellung ist in Beziehung zu den Zielgruppen (Differenzierung) des Unternehmens zu setzen. Die Kundenprofitabilität ist in die aCRM-Aufgaben- definition aufzunehmen. Hierdurch wird sichergestellt, dass nur entsprechende CRM-Maßnahmen in Abhängigkeit von der Höhe des Kundenwertes abgeleitet werden. Um der Kundenstabilität hinsichtlich einer langfristigen Geschäftsbeziehung Rechnung zu tragen, sollte bei einer aCRM-Aufgabenstellung immer die Kundenloyalität berücksichtigt werden. Die abgeleiteten CRM-Maßnahmen sollten sich außerdem an dem Kundenlebenszyklus orientieren. Primär stehen nicht die Marketingmaßnahmen (4P-Strukturierung) im Vordergrund, sondern die Bedürfnisse der Kunden in der jeweiligen Phase der Geschäftsbeziehung. Letzter Bestimmungsfaktor des aCRM ist die Dynamik. Es ist zu prüfen, inwieweit ein dynamisches aCRM-System für die aCRM-Aufgabenstellung erforderlich ist. Insbesondere bei den Potenzialbetrachtungen wurde bspw. deutlich, dass ein BI-gestütztes aCRM-System Voraussetzung für die Umsetzung ist.

### **5.2.2 Zielkonkretisierung mit Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps**

Nach der Aufgabenbeschreibung ist eine exakte Zielfestlegung mit einem Zielkriterium zu definieren. Die Zielkonkretisierung stellt bereits einen kritischen Erfolgsfaktor dar. Zum Beispiel kann mit einer generellen Aussage zur Umsatzsteigerung für das nächste Jahr keine aCRM-Aufgabenstellung erfolgreich durchgeführt werden. Die Aufgabe ist zu konkretisieren, indem als Bezugsobjekt (überwiegend) der Kunde verwendet wird. Zum Beispiel kann im Rahmen einer Kundenrückgewinnung als Fragestellung formuliert werden: Welche Kunden wandern zur Konkurrenz ab? Als Zielkriterium werden die Treffer der abgewanderten Kunden verwendet.

Zusätzlich sind die Rahmenbedingungen wie Selektionen über Kundengruppen, Produktgruppen, Länder etc. genau festzulegen. Wichtig ist, dass die Problemstellung für das Unternehmen eine hohe Bedeutung hat und dass durch den Einsatz vom analytischen CRM eine deutliche Verbesserung zu erwarten ist.



Aus der betriebswirtschaftlichen Problemstellung ist der Data-Mining-Aufgabentyp abzuleiten. Es ist festzulegen, ob die Aufgabe durch eine Klassifikation, Prognose, Gruppierung oder Assoziation zu lösen ist (vgl. Kap. 2.7.2). Entscheidend ist, dass jede aCRM-Aufgabe mit einem Zielkriterium präzisiert wird, um eine Beurteilung des Data-Mining-Ergebnisses durchführen zu können (vgl. Abb. 5.6).

Im Beispiel der Kundenrückgewinnung wird die Klassifikation als Data-Mining-Aufgabentyp abgeleitet.

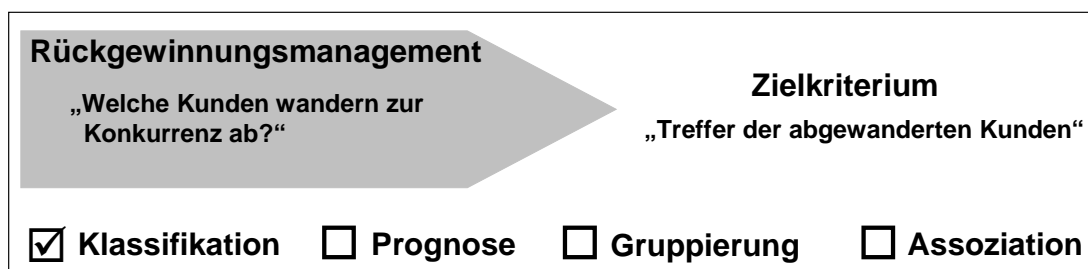


Abb. 5.6: Aufgabendefinition mit Zielkriterium und Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps

### 5.3 Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse

In der 2. aCRM-Phase schließt sich der Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse an (vgl. Abb. 5.7.). Es werden die relevanten Daten aus der aCRM-Aufgabendefinition abgeleitet und die Basis-Datenbank für den Data-Mining-Einsatz angepasst.

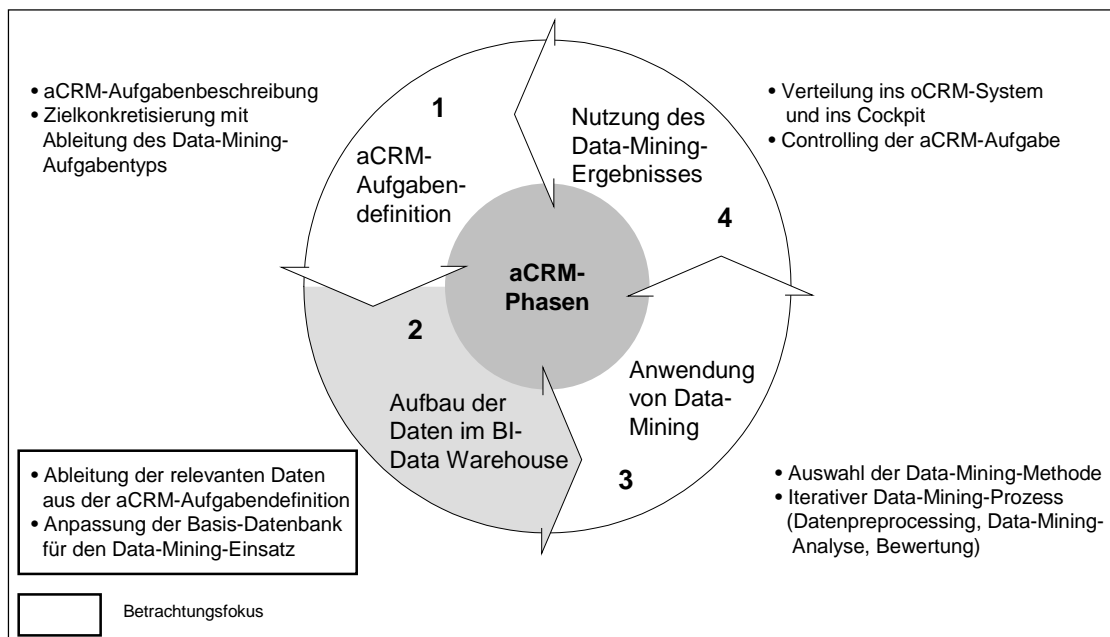


Abb. 5.7: Einordnung des Aufbaus der Daten im BI-Data Warehouse im Leitbild „aCRM-Phasenansatz“ (Anwendungsebene)

### 5.3.1 Ableitung der relevanten Daten aus der aCRM-Aufgabendefinition

Aus der aCRM-Aufgabenstellung mit Zielkriterium ist zu überlegen, welche Daten zur Lösung herangezogen werden können. Bezogen auf das aufgestellte Beispiel des Rückgewinnungsmanagements könnte die Abwanderung bspw. durch Defizite in der sozialen oder fachlichen Kompetenz (z.B. Freundlichkeit, fachliche Beratung) in den Kundengesprächen zurückzuführen sein. Die Auswahl der Daten ist unternehmensspezifisch und muss genau auf diesen Geschäftsvorfall ausgewählt werden.

Identifikationsdaten des Kunden wie Name, Straße, Ort etc. sind bspw. erst dann wertvoll, wenn zusätzlich Informationen über Konsumgewohnheiten, Kaufentscheidungen oder Produktpräferenzen von den Kunden vorliegen. Sie sind um beschreibende Merkmale und um Kauf- und Kontaktdaten zu ergänzen.<sup>436</sup>

Abb. 5.8 zeigt allgemein einen exemplarischen Ausschnitt aus den aCRM-Daten. Die Grunddaten des Kunden lassen sich um Beschreibungsdaten ergänzen. Diese unterteilen sich in Steuerungsdaten sowie in geografische, soziodemografische und psychografische Daten. Die Steuerungsdaten mit der Kunden-/Zielgruppe und Kundenstufe sind die wichtigsten Steuerungsparameter der vorliegenden aCRM-Konzeption. Diese Attribute sind heranzuziehen, wenn die aCRM-Aufgabenstellung auf eine bestimmte Kunden-/Zielgruppe bzw. Kundenstufe abzielt.

---

<sup>436</sup> Vgl. Kotler/Armstrong/Saunders/Wong (2007), S. 977 ff.

<b>Grunddaten:</b> Kundennummer, Name, Vorname, Adresse, Telefonnummer, Telefax, E-Mail		
<b>Beschreibungsdaten:</b>		
- <i>Steuerungsdaten</i> Kunden-/Zielgruppe Kundenstufe	- <i>Soziodemografische Daten</i> Geschlecht Geburtsdatum Familienstand Nationalität Ausbildung Beruf Einkommen Kaufkraftklasse	- <i>Psychografische Daten</i> Interessen Einstellungen Freizeitaktivitäten Hobbys Lifestyle-/Wohngebiets-Typ Versandhandelsneigung
- <i>Geografische Daten</i> Land Region		
<b>Kauf- und Kontaktdaten:</b>		
- <i>Kaufhistorie/Service</i> Artikel/-merkmale Menge Preis Kauftag Warengruppe Beschwerden Retouren	- <i>Kommunikationsdaten</i> Kanal Auslöser Gegenstand	- <i>Zahlungsverhalten</i> Rechnungskauf Nachnahme Bonität Mahnsituation
<b>Kundenprofitabilitäts- und -stabilitätsdaten:</b>		
- <i>Kundenwert</i> Umsatz Deckungsbeitrag Customer Lifetime Value Scorewert	- <i>Kundenzufriedenheit</i> Freundlichkeit fachliche Beratung Image	- <i>Kundenloyalität</i> Wiederkaufsabsicht Zukaufsabsicht Weiterempfehlungsabsicht
<b>Kundenbearbeitungsdaten:</b>		
- <i>Werbehistorie</i> Werbemittelart Aktionen Besuche Werbemittelkosten	- <i>Abwicklung (Aktivitäten, Status)</i> Angebot Auftrag Rechnung Kampagnen	

Abb. 5.8: Exemplarische CRM-Daten<sup>437</sup>

Für eine profitable und langfristige Kundenentwicklung sind die Kundenprofitabilitäts- und -stabilitätsdaten bei einer aCRM-Aufgabenstellung zu berücksichtigen. Sie lassen sich in Kundenwert-, Kundenzufriedenheits- und Kundenloyalitätsdaten unterscheiden.

Des Weiteren werden Daten über die Kundenbearbeitung für die Lösung einer aCRM-Aufgabenstellung benötigt. Sie betreffen alle Maßnahmen zur Kundenakquisition und -bindung (z.B. Werbemittelart) sowie alle Aktivitäten und Statusmeldungen der oCRM-Prozesse (Kundenauftrags-, Kampagnenabwicklung etc.).

<sup>437</sup> Vgl. Hippner/Leber/Wilde (2004), S. 152 ff.; Adomavicius/Tuzhilin (2001), S. 74 ff.

In Kap. 7 wird die Auswahl der relevanten Daten anhand einer Fallstudie für die aCRM-Aufgabenstellung dargestellt.

### **5.3.2 Anpassung der Basis-Datenbank für den Data-Mining-Einsatz**

In einem zweiten Schritt wird die Basis-Datenbank im BI-Data Warehouse angepasst. Gemäß dem Ergebnis in Kap. 4.3.3 wird das Enterprise Data Warehouse für das Datenmodell der Basis-Datenbank eingesetzt.

Zunächst ist zu überprüfen, ob alle Daten im Datenmodell der Basis-Datenbank vorliegen. Sollten Daten noch nicht in der vorliegenden Basis-Datenbank vorhanden sein, müssen diese Daten beschafft werden. Das Datenmodell der Basis-Datenbank ist dann um diese Daten zu ergänzen. Ggf. müssen einige Data-Store-Objekte modifiziert werden. Auch der Datenextraktions- und -transformationsprozess ist entsprechend anzupassen.

Weil für die Erstellung eines Data-Mining-Modells genau eine Datentabelle verlangt wird (vgl. Kap. 4.3.4), wird ein entsprechendes Data-Store-Objekt dafür erstellt. Dieses Data-Store-Objekt wird durch die vorliegenden Data-Store-Objekte des EDW-Layers versorgt. Es wird der sog. Data-Mining-Layer modelliert (vgl. Abb. 5.9). Der Data-Mining-Layer befindet sich oberhalb des EDW-Layers und dient als Datenbasis für die Data-Mining-Anwendungen. Jedes Data-Store-Objekt innerhalb des Data-Mining-Layers wird genau für ein Data-Mining-Modell verwendet.

In Kap. 6.6 wird speziell ein Data-Mining-Layer für die Realisierung der aCRM-Konzeption entwickelt.

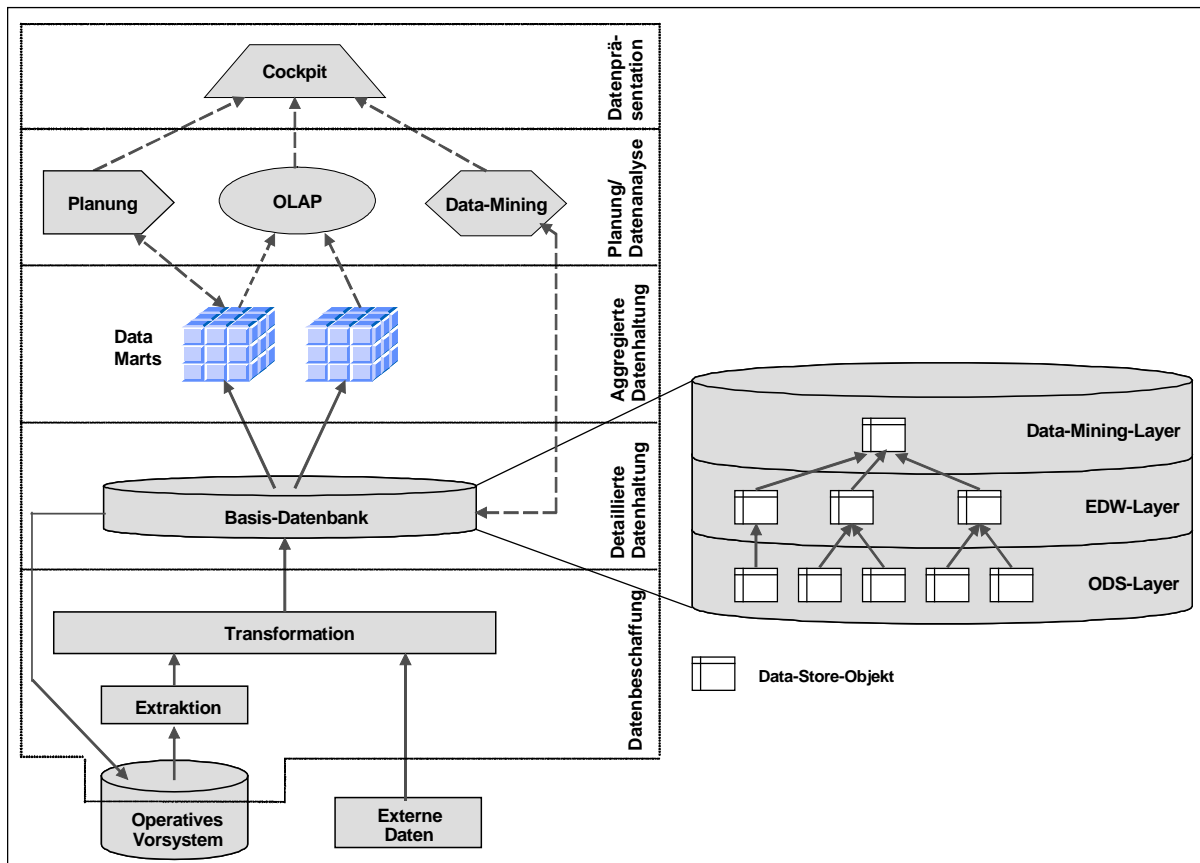


Abb. 5.9: Erstellung des Data-Mining-Layers im Enterprise Data Warehouse als Basis für die Data-Mining-Anwendungen

## 5.4 Anwendung von Data-Mining

Nach der aCRM-Aufgabendefinition und dem Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse wird in der 3. aCRM-Phase das Data-Mining angewendet (vgl. Abb. 5.10). Es wird die Data-Mining-Methode ausgewählt, um den iterativen Data-Mining-Prozess durchzuführen. Der iterative Data-Mining-Prozess unterteilt sich in das Datenpreprocessing, in die Data-Mining-Analyse und in die Bewertung des Data-Mining-Ergebnisses.

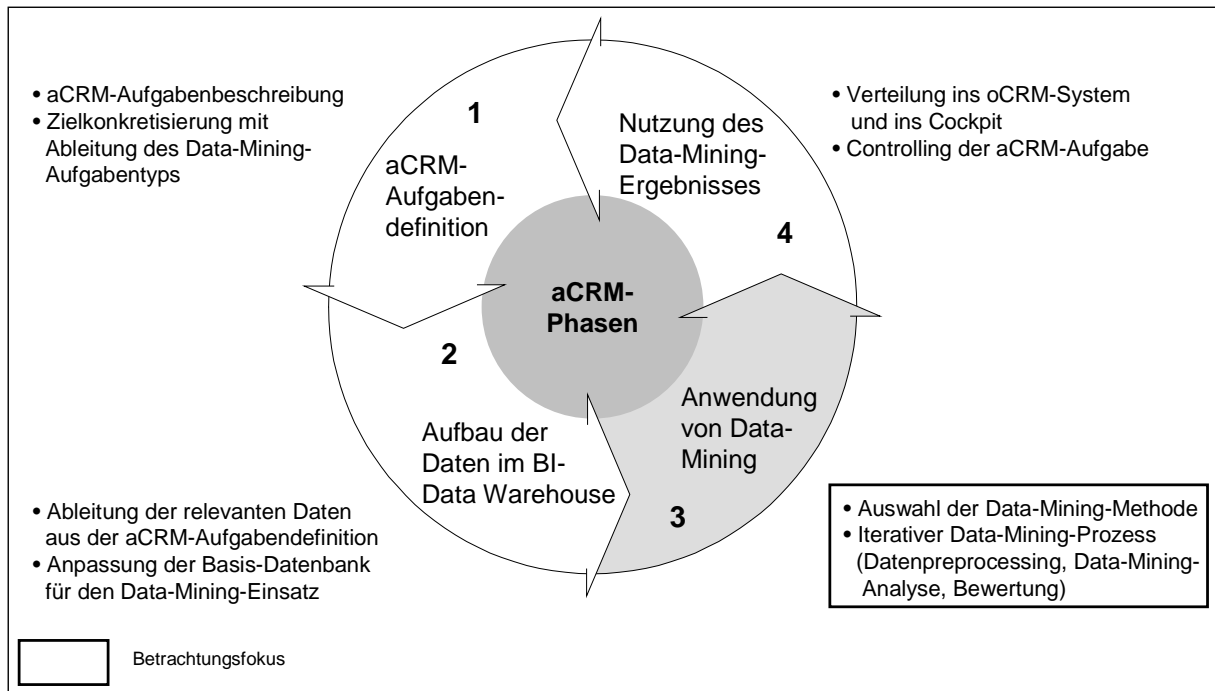


Abb. 5.10: Einordnung der Anwendung des Data-Minings ins Leitbild „aCRM-Phasenansatz“ (Anwendungsebene)

### 5.4.1 Auswahl der Data-Mining-Methode

Die gängigen, relevanten Data-Mining-Methoden (Multi-Layer Perzeptron, Entscheidungsbäume, Radiales Basisfunktionsnetz, K-Means-Verfahren, Kohonen-Netz, Assoziationsverfahren, Sequenzverfahren) wurden für jeden Data-Mining-Aufgabentyp in Kap. 2.7 detailliert vorgestellt (vgl. Abb. 5.11).

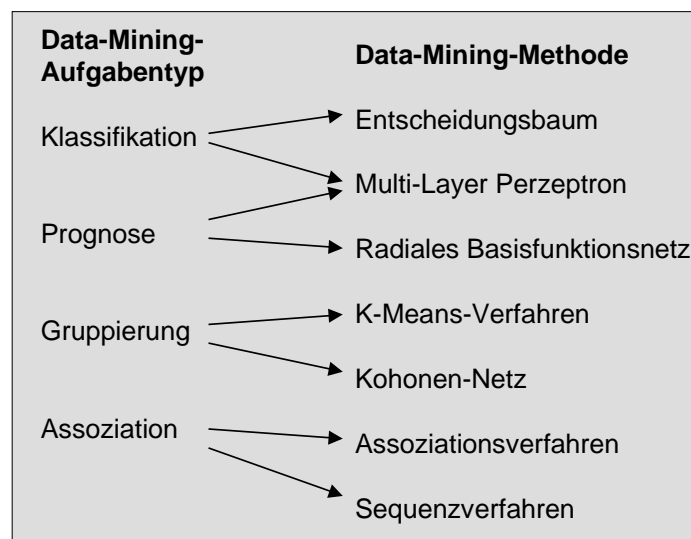


Abb. 5.11: Vorgestellte Data-Mining-Methoden in Abhängigkeit vom Data-Mining-Aufgabentyp

Für die Auswahlentscheidung sind neben den Vor- und Nachteilen der einzelnen Methoden pro Aufgabentyp die Approximations-/Prognosegenauigkeit, die Generalisierungsfähigkeit und die Interpretation des Data-Mining-Ergebnisses heranzuziehen:<sup>438</sup>

- *Vor- und Nachteile der einzelnen Data-Mining-Methoden*

Als Auswahlentscheidung sollten zunächst die Vor- und Nachteile der einzelnen Data-Mining-Methoden herangezogen werden, die in Kapitel 2.7 diskutiert wurden (vgl. Abb. 5.12).

Klassifikation / Prognose		Gruppierung / Assoziation	
<p><b><u>Multi-Layer Perzeptron</u></b></p> <p><b>Vorteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Nichtlinearität zwischen erklärenden Variablen</li> <li>• Lernfähigkeit: keine Annahme über Art des Zusammenhangs</li> <li>• Verarbeitung lückenhafter und widersprüchlicher Daten</li> <li>• gleichzeitige Verarbeitung von quantitativen und qualitativen Daten</li> </ul> <p><b>Nachteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• aufwendige Trainingsvorgänge</li> <li>• Anzahl der Schichten/Neuronen bestimmen</li> <li>• Black-Box-Charakter</li> </ul> <p><b><u>Radiales Basisfunktionsnetz</u></b></p> <p><b>Vorteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• schnelle Berechnung der Gewichte gegenüber Multi-Layer Perzeptron</li> <li>• gute Ergebnisse bei Prognoseaufgaben</li> </ul> <p><b>Nachteil</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• keine Kenntnis über Parametereinstellungen</li> </ul>	<p><b><u>Entscheidungsbäume</u></b></p> <p><b>Vorteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• leichte Anwendbarkeit</li> <li>• automatische Generierung von Entscheidungsregeln</li> <li>• hohe Aussagefähigkeit</li> </ul> <p><b>Nachteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• setzt gute Datenqualität voraus</li> <li>• hohe Komplexität bei hoher Baumtiefe</li> </ul>	<p><b><u>K-Means-Verfahren</u></b></p> <p><b>Vorteil</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Verarbeitung großer Datenmengen</li> </ul> <p><b>Nachteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• feste Vorgabe der Clusteranzahl</li> <li>• Clusterergebnis hängt stark von der Anfangspartition ab</li> </ul> <p><b><u>Kohonen-Netz</u></b></p> <p><b>Vorteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Eigenschaft zum Topologieerhalt</li> <li>• Eigenschaft zur Dimensionsreduktion</li> <li>• sehr guter Umgang mit fehlerhaften Daten</li> </ul> <p><b>Nachteil</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Bestimmung der Clusteranzahl</li> </ul>	<p><b><u>Assoziationsverfahren</u></b></p> <p><b>Vorteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• leichte Anwendbarkeit</li> <li>• auf große Datenbestände anwendbar</li> </ul> <p><b>Nachteil</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Fülle der Ergebnismenge</li> </ul> <p><b><u>Sequenzverfahren</u></b></p> <p><b>Vorteile/Nachteile</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• wie beim Assoziationsverfahren</li> </ul>

Abb. 5.12: Vor- und Nachteile der Data-Mining-Methoden

- *Approximations- und Prognosegenauigkeit*

Die allgemeine Zielsetzung bei der Erstellung des Data-Mining-Modells besteht darin, eine gute Approximationsgenauigkeit für die Gruppierung und Assoziation sowie eine gute Prognosegenauigkeit für die Klassifikation und Prognose zu erreichen. Zum Zeitpunkt der Auswahl der Data-Mining-Methode kann man allerdings nur Erfahrungswerte heranziehen.

<sup>438</sup> Vgl. Hippner/Wilde (2001), S. 66 ff.

- *Generalisierungsfähigkeit*

Unter Generalisierungsfähigkeit wird verstanden, dass das Data-Mining-Modell nicht nur für die bestehenden Daten akzeptable Ergebnisse erzielt, sondern auch für zukünftige Datenbestände angewendet werden kann.<sup>439</sup> Es ist festzustellen, dass die Approximations- und Prognosefähigkeit mit wachsender Anzahl von Modellparametern zwar zunimmt, dass jedoch nicht reproduzierbare datensatzspezifische Bestandteile einbezogen werden (Overfit), aus denen keine generellen Gesetzmäßigkeiten abgeleitet werden können. Es sollte deshalb das einfachere Data-Mining-Modell eingesetzt werden, bei dem eine ähnliche Approximations- und Prognosegenauigkeit zu erwarten ist. Aufgrund der geringeren Komplexität des Data-Mining-Modells ist die Generalisierungsfähigkeit oft besser.<sup>440</sup>

- *Interpretierbarkeit*

Bei der Auswahl der Data-Mining-Methode ist zudem die Interpretierbarkeit des Ergebnisses zu berücksichtigen.<sup>441</sup> Liegt bei den Empfängern, die das Data-Mining-Ergebnis bei ihrer Tätigkeit unterstützen sollen, aufgrund der hohen Komplexität des Data-Mining-Modells nicht die erforderliche Akzeptanz vor, sollte eine im Hinblick auf die Interpretation verständlichere Data-Mining-Methode angewendet werden.

## 5.4.2 Iterativer Data-Mining-Prozess

Nach der Auswahl der Data-Mining-Methode beginnt der iterative Data-Mining-Prozess.<sup>442</sup> Als Synonym für den Data-Mining-Prozess kann auch das Knowledge Discovery in Databases (KDD) als Begriff verwendet werden. KDD oder die Wissensentdeckung der Datenbanken ist der nicht-triviale Prozess der Identifizierung valider, neuer, potenziell nützlicher und schließlich verständlicher Muster in Daten.<sup>443</sup> Die eigentliche Data-Mining-Analyse stellt dann nur noch einen Schritt im gesamten Data-Mining-Prozess dar. Trotz unterschiedlicher Definitionen hat sich *Data-Mining* als Oberbegriff durchgesetzt.<sup>444</sup>

Eine wichtige Voraussetzung für ein erfolgreiches Data-Mining ist zu Beginn das Datenpreprocessing (Schritt 1), in dem Datenaufbereitungsschritte hinsichtlich der Anwendung des Data-Mining-Verfahrens durchgeführt werden. Das Datenpreprocessing entfaltet seine Möglichkeiten durch die interaktive und iterative Anwendung mit den Data-Mining-Methoden und deren Ergebnis (Schritt 2). Durch die Bewertung des Data-Mining-Ergebnisses (Schritt 3) können sich weitere Maßnahmen für das Datenpreprocessing ergeben. Hier schließt sich

---

<sup>439</sup> Vgl. Decker/Temme (2001), S. 673.

<sup>440</sup> Vgl. Berry/Linoff (2004).

<sup>441</sup> Vgl. Hippner/Wilde (2001), S. 66.

<sup>442</sup> Vgl. Petersohn (2004), S. 16.

<sup>443</sup> Vgl. Fayyad (1996), S. 37 f.

<sup>444</sup> Vgl. Cios/Kurgan (2005), S. 5 ff.; Bandyopadhyay/Maulik (2005), S. 3 ff.



wieder die Data-Mining-Analyse an. Abb. 5.13 zeigt den iterativen Data-Mining-Prozess innerhalb der BI-Data-Warehouse-Architektur.

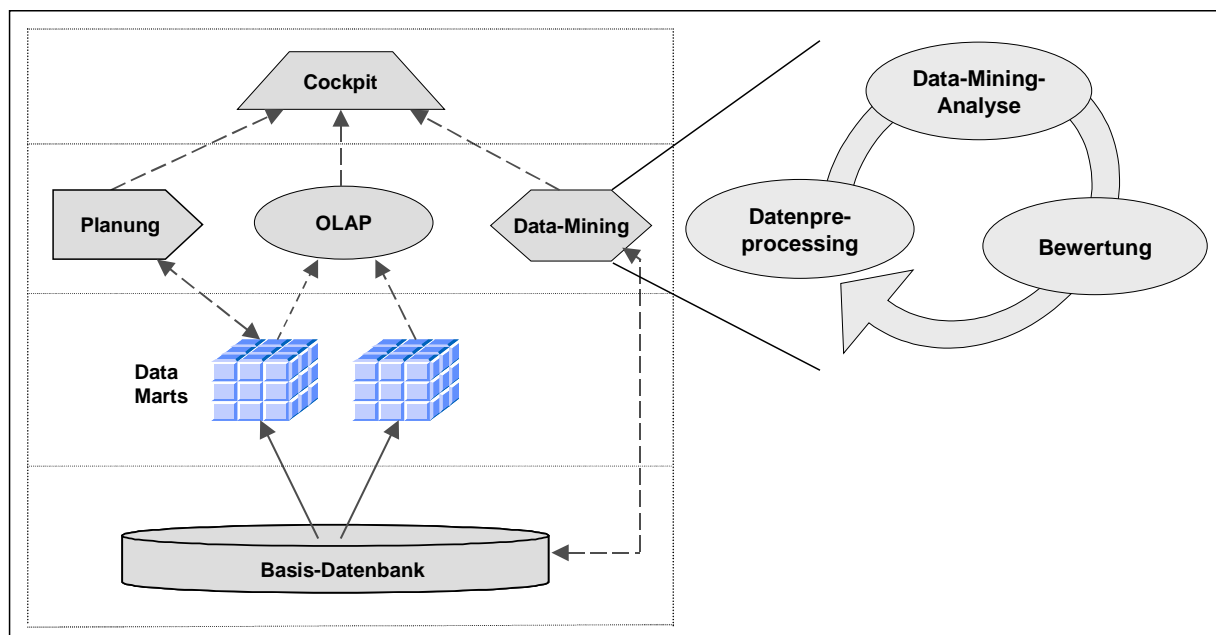


Abb. 5.13: Iterativer Data-Mining-Prozess im Rahmen der BI-Data-Warehouse-Architektur

Bspw. wird bei der Interpretation des Data-Mining-Ergebnisses festgestellt, dass die angestrebten Ziele nicht erreicht wurden. Aufgrund zu geringer Aussagefähigkeit müssen weitere noch nicht berücksichtigte Daten in die Analyse einfließen. Entweder wird erneut auf die Datenbasis des BI-Data Warehouse zurückgegriffen, oder es muss sogar eine neue Datenquelle für das BI-Data Warehouse erschlossen werden.

Gemäß dem skizzierten iterativen Data-Mining-Prozess werden im Folgenden das Datenpreprocessing, die Data-Mining-Analyse und die Bewertung des Data-Mining-Ergebnisses ausführlich erörtert.

#### 5.4.2.1 Datenpreprocessing

Das Datenpreprocessing besteht aus der explorativen Datenanalyse, der Auswahl einer Stichprobe, der Behandlung falscher und fehlerhafter Merkmale, der Diskretisierung und Ableitung von Merkmalen, der Reduktion von Merkmalen sowie der Normierung und Transformation (vgl. Abb. 5.14). Zielsetzung ist, eine Datenqualifizierung durchzuführen, um ein aussagefähiges Data-Mining-Ergebnis zu erzielen.

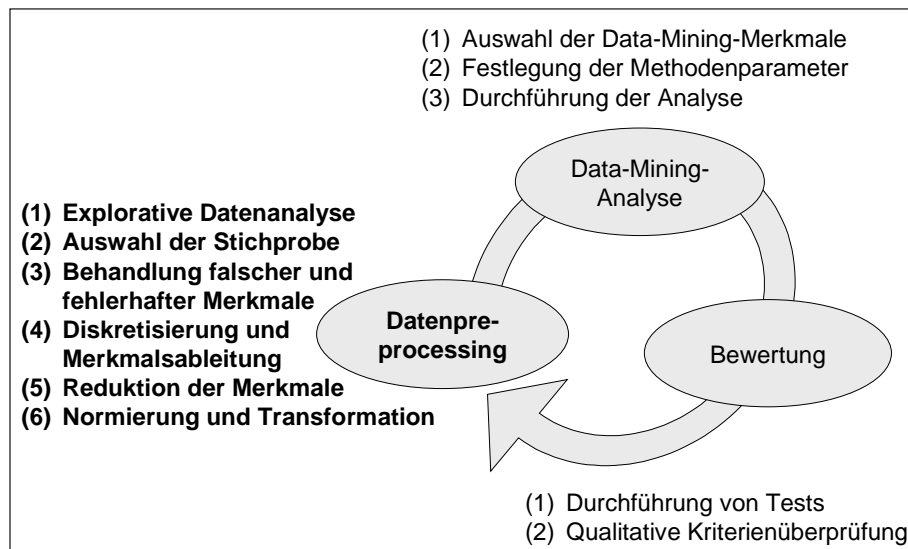


Abb. 5.14: Datenpreprocessing im Rahmen des iterativen Data-Mining-Prozesses

### (1) Explorative Datenanalyse

Bisher lag die Fokussierung im BI-Data Warehouse auf der physischen Datenzusammenführung und dem Aufdecken struktureller Fehler. In diesem Schritt wird eine endgültige Bewertung hinsichtlich der Datenqualität für den Data-Mining-Einsatz vorgenommen. Durch die explorative Datenanalyse wird erkannt, ob noch weitere Datenaufbereitungsschritte notwendig sind. Relevante Fragestellungen sind hierbei, ob Ausreißer behandelt werden müssen, ob fehlerhafte und fehlende Merkmalswerte vorliegen oder ob Korrelationen zwischen den einzelnen Merkmalen vorhanden sind.<sup>445</sup>

Erste Anhaltspunkte liefern bereits Analysen im BI-Data Warehouse. Die einzelnen Merkmale können in Form von Berichten analysiert werden. Prozentuale Verteilungen der Ausprägungen pro Merkmal sind flexibel anzeigbar. Damit können a-priori-Hypothesen im Hinblick auf die analytischen Ziele des Data-Minings vorgenommen werden.<sup>446</sup>

Als weiteres Methodenspektrum für die explorative Datenanalyse sind klassische Methoden der deskriptiven Statistik zu nennen. Anhaltspunkte für die Datenqualität sind Lage- und Streuungsparameter, Missing-Values und Extremwertstatistiken sowie Häufigkeitsverteilungen.<sup>447</sup>

Auch Untergruppen (z.B. Kundengruppen) vom gesamten Datenbestand können weitere interessante Qualitätsmerkmale liefern, die bei der explorativen Analyse des gesamten Datenbestandes nicht zum Vorschein kommen. Korrelationen werden durch Kreuz-

<sup>445</sup> Vgl. Küsters (2001), S. 98 f.

<sup>446</sup> Vgl. Wilde (2001), S. 12.

<sup>447</sup> Vgl. Eckstein (2006), S. 78 ff.

tabellen, Korrelationsanalysen und Abhängigkeitsmaße erkannt.<sup>448</sup> Korrelierte Merkmale haben keinen größeren Nutzen für das Data-Mining, weil sie den gleichen Informationsgehalt haben. Sie sind deshalb in die Data-Mining-Analyse nicht einzubeziehen.<sup>449</sup> Neben den rechnerischen Methoden werden Visualisierungstechniken aus der klassischen Statistik eingesetzt, wie z.B. Histogramme und Box-Plots.<sup>450</sup>

Diese Methoden sind in den Data-Mining-Anwendungen implementiert, um einerseits die Qualität des Datenbestandes für die Data-Mining-Analysen bewerten zu können; andererseits werden diese Methoden (insbes. Visualisierungstechniken) verwendet, um den Dateninhalt kennenzulernen. Sie bieten die Grundlage für den Aufbau des notwendigen betriebswirtschaftlichen Wissens für die Data-Mining-Analysen. Es können sich inhaltliche Fragestellungen ergeben (z.B. Begriffsdefinitionen von Merkmalen), die in Zusammenarbeit mit den Fachbereichen (Marketing, Vertrieb, Controlling etc.) geklärt werden müssen. Die betriebswirtschaftliche Bedeutung liegt häufig nicht in schriftlicher Form vor, sondern befindet sich in den Köpfen der mit dem jeweiligen Themengebiet vertrauten Personen.

## (2) Auswahl einer Stichprobe

In vielen Unternehmen (z.B. im Banken- und Versicherungsbereich) liegen sehr viele Daten über Kunden, Produkte etc. vor. Auch mithilfe leistungsfähiger Data-Mining-Algorithmen lässt sich diese Datenfülle nicht mehr performant bewältigen.<sup>451</sup> Aufgrund dessen muss im Rahmen des Datenpreprocessings eine Stichprobenziehung vorgenommen werden. Zielsetzung ist, eine für die Gesamtmenge repräsentative Stichprobe zu ziehen. Die Repräsentativität kann durch geeignete Auswahlverfahren erreicht werden.<sup>452</sup>

Bei dem Stichprobenumfang ist nicht nur die Gesamtzahl der Datensätze zu beachten, sondern auch die Besetzungsdichte der wichtigen Merkmale.<sup>453</sup> Beispielsweise möchte das Unternehmen die Kunden identifizieren, die das Unternehmen mit großer Wahrscheinlichkeit verlassen werden. Als „kritische“ Kunden werden diejenigen charakterisiert, die seit einem halben Jahr nicht mehr bei dem Unternehmen eingekauft haben. Mit dieser Definition wird möglicherweise nur 1 % des gesamten Datenbestandes als „kritische“ Kunden gekennzeichnet. Klassifikationsmethoden bringen in der Regel bessere Ergebnisse hervor, wenn eine ähnliche Anzahl von „unkritischen“ Kunden gegenübersteht.

---

<sup>448</sup> Vgl. Backhaus/Erichson/Plinke/Weiber (2006), S. 229 ff.; Dasu/Johnson (2003), S. 140 ff.

<sup>449</sup> Vgl. Schneider/Nelke/Poloni (2001), S. 148.

<sup>450</sup> Vgl. Fahrmeir/Künstler/Pigeot/Tutz (2007), S. 64; Vardeman/Jobe (2001), S. 81 ff.; Zöfel (2001), S. 243 ff.

<sup>451</sup> Vgl. Krahl/Windheuser/Zick (1998), S. 153.

<sup>452</sup> Vgl. Rogge (1999), S. 44 ff.

<sup>453</sup> Vgl. Hippner/Rupp (2001), S. 685 ff.

Diese Auswahl der Datensätze wird als geschichtete Stichprobe bezeichnet.<sup>454</sup> Ein Problem könnte dann eintreten, wenn nur wenige 100 Datensätze als „kritische“ Kunden identifiziert werden. Die Datenbasis würde unter Berücksichtigung der erforderlichen Stichprobengröße zu gering sein, um adäquate Data-Mining-Ergebnisse hervorzubringen.

### (3) Behandlung falscher und fehlerhafter Merkmale

Bei der explorativen Datenanalyse können fehlende und fehlerhafte Merkmalswerte festgestellt werden.<sup>455</sup> Fehlerhafte Merkmalswerte werden durch Definitionsverletzungen (Wertebereich) oder Verletzung von Plausibilitätsüberprüfungen erkannt. Data-Mining-Methoden sind mehr oder weniger in der Lage, mit fehlenden und fehlerhaften Merkmalswerten umzugehen.<sup>456</sup>

Mehrere Möglichkeiten zur Behandlung dieser Daten sind möglich. Es können die gesamten Datensätze oder auch nur die fehlerhaften Merkmale aus der Analyse ausgeschlossen werden. Das könnte allerdings einen erheblichen Informationsverlust zur Folge haben. Gerade bei Marktforschungsumfragen treten viele Felder auf, die nicht ordentlich mit Daten gefüllt sind.<sup>457</sup> In den operativen Anwendungen wie dem oCRM-System sind z.B. klassifizierende Felder zu nennen. Es können Eigenschaften von Informationsobjekten (Kunden spielen z.B. Golf und/oder Tennis) zur Charakterisierung mitgegeben werden, die aber kein Pflichtfeld sind. Bei Ausschluss dieser Daten könnte sogar aufgrund der geringen Datenanzahl das Data-Mining gefährdet sein.

Neben dem Ausschluss gibt es auch die gegensätzliche Möglichkeit, die Daten mit einem plausiblen Wert zu ersetzen. Bei numerischen Merkmalen könnte das arithmetische Mittel, bei ordinalskalierten Merkmalen der Median und bei nominalskalierten Merkmalen der Modus eingesetzt werden.<sup>458</sup>

Intelligenter Ersetzungsmethoden wie die Imputationsverfahren finden für jeden Datensatz einen individuellen Schätzwert für den fehlenden Merkmalswert (z.B. Regressionsanalysen).<sup>459</sup>

Eine alternative Möglichkeit, die nicht so aufwendig ist, kann für nominale und ordinale Werte angewendet werden. Die fehlenden Werte können als „nicht vorhanden“ oder „unbekannt“ codiert werden. Bei Umfragedaten werden einige Fragen bewusst nicht beantwortet (z.B. Angabe der Einkommensklasse). Durch diese Codierung könnten

---

<sup>454</sup> Vgl. Reinartz (1998), S. 90.

<sup>455</sup> Diese Problematik wird bei Lackes/Mack (2000), S. 97 ff. beschrieben.

<sup>456</sup> Vgl. Krahl/Windheuser/Zick, S. 69.

<sup>457</sup> Vgl. Bankhofer/Praxmarer (1998a), S. 46 ff.

<sup>458</sup> Vgl. Bamberg/Baur/Krapp (2007), S. 16 f.

<sup>459</sup> Vgl. Bankhofer/Praxmarer (1998b), S. 114 f.

möglicherweise im Zusammenhang mit anderen Daten auch interessante Schlussfolgerungen ermittelt werden.<sup>460</sup>

#### (4) Diskretisierung und Ableitung von Merkmalen

Bei der Diskretisierung wird eine Skalentransformation durchgeführt. Ratio- oder intervallskalierte Merkmale werden bei einer Diskretisierung unter Verwendung von Wertegruppen in ordinale oder nominale Merkmale transformiert.<sup>461</sup> Gleichermaßen können Merkmale in Quantile diskretisiert werden. Als Beispiel kann man eine Untersuchung bei einer Bonanalyse anführen. Um verbesserte Informationen zu erzielen, geben die Quantile an, wie sich der Umsatz in den Gruppen auf die Bons verteilt. Aus einem numerischen Umsatzwert wurde ein zusätzliches ordinale Gruppenmerkmal berechnet.<sup>462</sup>

Der Grund liegt darin, dass einzelne Data-Mining-Methoden konkrete Anforderungen an das analysierende Datenmaterial haben. Klassifikationsverfahren setzen überwiegend nominales oder ordinale Skalenniveau voraus.<sup>463</sup> Des Weiteren wurde über Erfahrungen bei der Durchführung von Data-Mining-Projekten festgestellt, dass die Codierung der Merkmale mehr Einfluss auf die Qualität der Datenanalyse haben als die Wahl der Data-Mining-Methode.<sup>464</sup>

Zusätzlich zur Diskretisierung können aus den bestehenden Merkmalen weitere Merkmale abgeleitet werden. Durch a-priori-Wissen und durch die Datenexploration werden Veränderungs-, Anteils- oder Pro-Kopf-Merkmale gebildet. Die abgeleiteten Merkmale sind häufig leichter erklärbar als die zugrunde liegenden Absolutwerte. Sicherlich hätten diese Werte bereits im Schritt der Datentransformation (Anreicherung) gebildet werden können (vgl. Kap. 4.5.2.4). Die Erkenntnisse über wichtige abgeleitete Merkmale ergeben sich allerdings erst bei der intensiven Nutzung der Daten.

#### (5) Reduktion der Merkmale

Es gibt viele Merkmale, die hinsichtlich der analytischen Ziele des Data-Minings nicht relevant bzw. aussagekräftig sind. Auch hoch korrelierte Merkmale sind aus Sicht von Data-Mining redundant. Sie können ohne großen Informationsverlust reduziert werden.<sup>465</sup> Hierdurch steigt gleichzeitig die Verarbeitungseffizienz der Data-Mining-Verfahren.

---

<sup>460</sup> Vgl. Eckstein (2006), S. 187 ff.; Berry/Linoff (2004), S. 71.

<sup>461</sup> Vgl. Symeonidis/Mitkas (2005), S. 20 f.; Ester/Sander (2000), S. 4.

<sup>462</sup> Vgl. Saathoff (2000), S. 129 ff.

<sup>463</sup> Vgl. Musiol/Steinkamp (1998), S. 581 ff.

<sup>464</sup> Vgl. Weiss/Indurkha (1998), S. 57.

<sup>465</sup> Vgl. Chamoni/Budde (1997), S. 18.

Die einfachste Möglichkeit besteht darin, durch a-priori-Wissen Merkmale zu eliminieren. Diese Merkmale werden durch subjektive Einschätzung im Hinblick auf die analytischen Ziele des Data-Minings ausgewählt. Hierfür ist eine intensive Kenntnis über die betriebswirtschaftlichen Zusammenhänge der Daten erforderlich.

Bei Prognoseaufgaben bietet sich als Vorarbeit für eine Data-Mining-Methode eine stufenweise Regressions- oder Varianzanalyse an. Mithilfe dieser automatischen Vorselektion können bereits interessante Merkmale identifiziert werden.<sup>466</sup>

Eine wichtige Datenreduktionsmethode stellt die Faktorenanalyse aus der multivariaten Statistik dar. Sie nimmt eine maximale Reduzierung der Dimensionalität mit optimaler Informationsausschöpfung vor. Zielsetzung ist, dass mehrere korrelierte Variablen durch unkorrelierte, sog. Faktoren, ausgedrückt werden. Basis der Berechnung der Faktoren stellt eine Korrelationsrechnung zwischen den Ausgangsvariablen dar.<sup>467</sup> Korrelationen sind ein Maß für die Richtung und Stärke der Zusammenhänge zwischen dem Faktor und der ursprünglichen Variable. Die Korrelationskoeffizienten zwischen Faktor und Variablen werden Faktorladungen genannt.

Zur Faktorextraktion wird neben der Faktorenanalyse auch die Hauptkomponentenanalyse eingesetzt.<sup>468</sup> Im Grunde sind beide Methoden rechentechnisch identische Verfahren.<sup>469</sup> Ziel der Hauptkomponentenanalyse ist es, die Hauptkomponenten durch einen Sammelbegriff zu kennzeichnen, der alle hoch auf den Komponenten ladenden Variablen möglichst gut umfasst. Die Faktorenanalyse sucht dagegen nach einer Bezeichnung für die Ursache, die für die hohen Ladungen der Variablen auf diesem Faktor verantwortlich ist.<sup>470</sup>

## (6) Normierung und Transformation

Die Normierung ist der letzte Schritt im Datenpreprocessing, bevor das Data-Mining-Verfahren ausgeführt wird.<sup>471</sup> Aufgrund von methodischen Anforderungen einiger Data-Mining-Methoden müssen die Eingangsdaten in einem bestimmten Wertebereich liegen. Bei den neuronalen Netzen müssen die Inputdaten bspw. zwischen 0 und 1 liegen.<sup>472</sup>

Um sinnvolle Ergebnisse bei einer Gruppierung zu erhalten, müssen numerische Werte miteinander vergleichbar sein. Der Kundenwert und die Kundenzufriedenheit haben z.B.

---

<sup>466</sup> Vgl. Weis (2005), S. 217 ff.

<sup>467</sup> Vgl. Schwanenberg (2001), S. 72.

<sup>468</sup> Vgl. Pruscha (2006), S. 267 ff.; Weis (2005), S. 272 ff.

<sup>469</sup> Eine ausführliche Beschreibung der Verfahren befinden sich in Backhaus/Erichson/Plinke/Weber (2006), S. 259 ff.; Berthold/Hand (2003), S. 100 ff.

<sup>470</sup> Vgl. Stecking (2000), S. 69.

<sup>471</sup> Vgl. Chamoni/Budde (1997), S. 15 f.

<sup>472</sup> Vgl. Zakharian/Ladwig-Riebler/Thoer (1998), S. 23.

einen anderen Wertebereich mit unterschiedlicher Streuung. Mithilfe einer z-Transformation können beide Merkmale normiert werden. Sie haben danach einen Mittelwert  $\mu=0$  und eine Standardabweichung  $\sigma=1$ .<sup>473</sup>

Eine andere Möglichkeit für verbesserte Data-Mining-Ergebnisse besteht darin, kontinuierliche Werte mit einem großen Wertebereich Intervallbereichen zuzuordnen. Dabei wird z.B. ein Bereich von  $\pm 2$  Standardabweichungen vom Mittelwert in 10 Intervalle unterteilt. Diese Skalentransformation ähnelt der Diskretisierung und könnte große Auswirkungen auf die Data-Mining-Ergebnisse haben.<sup>474</sup>

Ergebnis des Datenpreprocessings ist, dass eine Datenqualität für den Data-Mining-Einsatz in der Weise vorliegt, dass ein aussagefähiges Data-Mining-Ergebnis überhaupt möglich ist. Als Indikator sind die Ausprägungen der Merkmale heranzuziehen. Sofern alle Merkmale, die für die Data-Mining-Analyse ausgewählt werden, Ausprägungen haben („Besetzungsdichte“) und darüber hinaus plausibilisiert wurden (z.B. nachvollziehbare Wertausprägungen), kann von einer guten Datenqualität für die anstehende Data-Mining-Analyse gesprochen werden.

#### 5.4.2.2 Data-Mining-Analyse

Mit der ausgewählten Datenbasis schließt sich die Entwicklung und Anwendung der Data-Mining-Methode an. Zielsetzung bei der Methodenentwicklung ist, die Modellgüte durch Veränderung der Parametereinstellungen zu optimieren.

Grundsätzlich sind vor der Ausführung des Data-Mining-Verfahrens die Merkmale auszuwählen und die Methodenparameter festzulegen (vgl. Abb. 5.15).

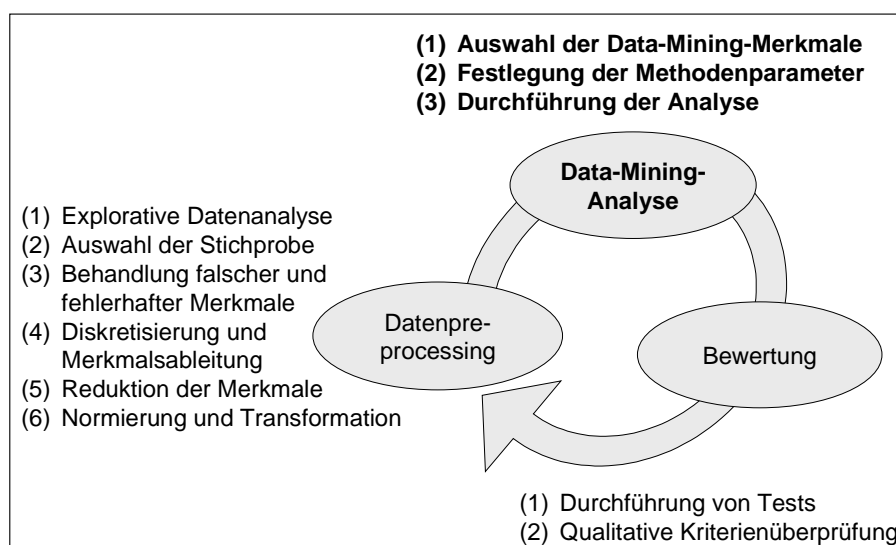


Abb. 5.15: Data-Mining-Analyse im Rahmen des iterativen Data-Mining-Prozesses

<sup>473</sup> Vgl. Larosa (2005), S. 35 ff.; Zöfel (2001), S. 24.

<sup>474</sup> Vgl. Kauderer/Nakhaezadeh (1997), S. 99 ff.

### (1) Auswahl der Data-Mining-Merkmale

Die Data-Mining-Ergebnisse verändern sich bereits, wenn nur ein Merkmal bei dem nächsten Data-Mining-Lauf hinzugefügt oder eliminiert wird. Deshalb dürfen nur die Merkmale einbezogen werden, bei denen man vermutet, dass sie relevant für die Lösung einer aCRM-Aufgabenstellung sind. Beispielsweise könnte für ein Energieversorgungsunternehmen von Interesse sein, die Kundentypologie zu ermitteln, die beschreibt, welche Kunden mit hoher Wahrscheinlichkeit einen bzw. keinen Gasliefervertrag abschließen. Bspw. kann das Baujahr eines Hauses ein wichtiger Indikator für das Alter einer Heizung und somit auch ein relevantes Merkmal für einen Abschluss eines Gasvertrages sein. Das Baujahr des Hauses ist in die Analyse einzubeziehen. Eine weitere Zielsetzung besteht darin, weitere Merkmale zu identifizieren, die vorher nicht bekannt waren.

Speziell bei Clusteranalysen können die Merkmale in Aktiv-, Passiv- und Prüfmerkmale unterschieden werden.<sup>475</sup> Aktivmerkmale sind Parameter für das Kundenverhalten und sind in der Analyse zu berücksichtigen. Passivmerkmale sind Hintergrundinformationen vom Kunden, bei denen nichts auf eine Relevanz für die Kaufentscheidung hindeutet (z.B. Familiensituation). Als dritte Merkmalsart gibt es die Prüfmerkmale, die vorhergesagt bzw. erklärt werden (z.B. Kundendeckungsbeitrag). Sowohl Passiv- als auch Prüfmerkmale werden nicht direkt in die Analyse einbezogen. In Kapitel 7 werden die unterschiedlichen Merkmalsarten bei einer Clusteranalyse angewendet.

### (2) Festlegung der Methodenparameter

Für jedes Data-Mining-Verfahren sind die Methodenparameter zu bestimmen. Bei dem Multi-Layer Perzeptron sind z.B. die Anzahl der verdeckten Schichten und die Anzahl der Neuronen in der jeweiligen Schicht festzulegen. Zur Filterung der Regeln im Assoziationsverfahren werden der Support und die Konfidenz vor der Methodenausführung definiert. Diese Einstellungen werden vom Anwender aufgrund von theoretischen Überlegungen und praktischen Erfahrungen vorgenommen.

Nach Festlegung der Methodenparameter wird auch von einem Data-Mining-Modell (=mit Parametern eingestelltes Data-Mining-Verfahren) gesprochen. Zudem sind die beiden Begrifflichkeiten „Data-Mining-Modell-Entwicklung“ und „Data-Mining-Modell-Anwendung“ zu unterscheiden. Die Data-Mining-Modell-Entwicklung ist im Grunde Aufgabe des iterativen Data-Mining-Prozesses. Durch Auswahl der Data-Mining-Merkmale und Festlegung der Methodenparameter wird im iterativen Prozess (Datenpreprocessing, Data-Mining-Analyse, Bewertung) angestrebt, ein anwendbares Data-Mining-Modell zu er-

---

<sup>475</sup> Vgl. Schweitzer/Müller-Peters (2001), S. 28 ff.



stellen. Nach positiver Bewertung des entwickelten Data-Mining-Modells kann das Modell im laufenden Geschäft angewendet werden. Dann wird von einer Data-Mining-Modell-Anwendung gesprochen.

### (3) Durchführung der Analyse

Nach den Parametereinstellungen wird die Data-Mining-Analyse ausgeführt, indem das Data-Mining-Modell gestartet wird. Ergebnis ist in Abhängigkeit von der Methode eine Vielzahl von Modellparametern, wie z.B. die Entscheidungsregeln, die Clusterzentren oder die Euklidischen Distanzen.

Es schließt sich im Rahmen des iterativen Data-Mining-Prozesses die Interpretation des Data-Mining-Ergebnisses an.

#### 5.4.2.3 Bewertung des Data-Mining-Ergebnisses

Für die Bewertung des Data-Mining-Ergebnisses müssen sowohl statistische als auch qualitative Kriterien herangezogen werden (vgl. Abb. 5.16). Aus statistischer Sicht ist die Prognose- und Approximationsgenauigkeit bei gleichzeitiger Generalisierungsfähigkeit anhand von Testdaten zu beurteilen. Gleichmaßen muss für die Umsetzung im aCRM eine Beurteilung anhand der qualitativen Kriterien Verständlichkeit, Neuheitsgrad und Nützlichkeit durchgeführt werden.

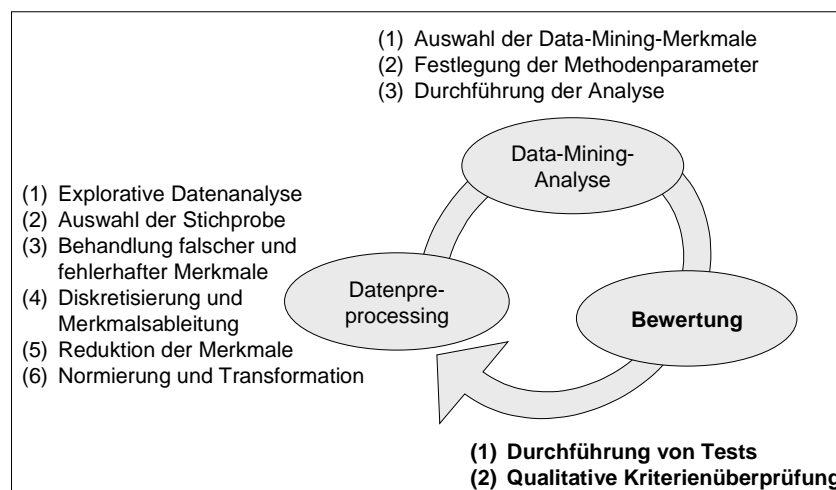


Abb. 5.16: Bewertung im Rahmen des iterativen Data-Mining-Prozesses

### (1) Durchführung von Tests

Zur Bewertung der Modellgüte wird die vorliegende Datenbasis (Stichprobe) weiter aufgeteilt. Bei den Beschreibungstypen (Gruppierung und Assoziation) ist die Stichprobe in Trainings- und Testdaten zu unterteilen. Generelles Ziel ist, die Strukturbeschreibung mit möglichst wenigen und einfachen Regeln zu erreichen. Auch die Gruppierung kann in

eine Regelmenge überführt werden. Über die Trainingsdaten werden die relevanten Regeln ermittelt. Eine Überprüfung findet über die Testdaten in der Weise statt, ob gefundene Regeln auch über die Testdaten generierbar sind. Damit wird die Generalisierungsfähigkeit des erstellten Data-Mining-Modells überprüft.<sup>476</sup>

Bei den Klassifikations- und Prognoseaufgaben ist die Modellgüte besser überprüfbar. Klassifikationsmodelle lassen sich durch den Anteil von Fehlklassifikationen abschätzen. Für die Prognosemodelle bieten sich verschiedene Fehlermaße an. Sie bauen auf der Aggregation der Abweichungen zwischen den Prognosewerten und Istwerten des Zielmerkmals auf. Als Fehlermaße sind z.B. der mittlere absolute Fehler und die Quadratwurzel aus dem mittleren quadratischen Fehler zu nennen.<sup>477</sup> Lift Charts oder Konzentrationskurven können des Weiteren zur grafischen Veranschaulichung der Modellgenauigkeit bei Klassifikations- und Prognoseaufgaben herangezogen werden.<sup>478</sup>

Auch das entwickelte Data-Mining-Modell für Klassifikations- und Prognoseaufgaben wird über die Testdaten im Hinblick auf die Generalisierungsfähigkeit überprüft.<sup>479</sup>

## (2) Qualitative Kriterienüberprüfung

Damit sinnvolle betriebswirtschaftliche Ergebnisse erzielt werden, ist die Interpretation des Data-Mining-Ergebnisses zusätzlich anhand von qualitativen Kriterien vorzunehmen:<sup>480</sup>

- *Verständlichkeit*

Das Data-Mining-Ergebnis ist in einfacher Form den Fach- und Führungskräften zu präsentieren. Assoziationsanalysen, die eine Fülle von Regeln generieren, müssen auf eine anschauliche und aussagefähige Menge reduziert werden. Sie sollten ggf. gleich im oCRM-System ihre Anwendung finden. Zum Beispiel können für Cross-Selling-Maßnahmen über Produktassoziationen automatisch Produktvorschläge angeboten werden. Für den Anwender im Marketing, der auf dieser Basis eine Kampagnenplanung durchführt, läuft der Data-Mining-Prozess im Hintergrund ab. Er kann sich auf seine Kernaufgabe konzentrieren.

---

<sup>476</sup> Vgl. Wilhelm (2004), S. 791; Hippner/Wilde (2001), S. 70 ff.

<sup>477</sup> Vgl. Lackes/Mack (2000), S. 147.

<sup>478</sup> Vgl. Berry/Linoff (2004), S. 107 ff.

<sup>479</sup> Vgl. Wiedmann/Buckler (2001), S. 68 f.

<sup>480</sup> Vgl. Küppers (1999), S. 88 ff.

- *Neuheitsgrad*

Das Data-Mining-Ergebnis muss neue Erkenntnisse erzielen. Eine Assoziation zwischen CD-Player und CD oder DVD-Recorder und DVD würde für ein Warenhaus keine neuen Informationen liefern. Sie dienen lediglich dazu, die Plausibilität der Ergebnisse zu überprüfen. Bekannte Muster müssen deshalb vor der Ergebnispräsentation mit den neuen Mustern abgeglichen werden.

- *Nützlichkeit*

Das Data-Mining-Ergebnis muss direkt umsetzbar sein. Analysen ohne Ableitung konkreter Maßnahmen sind aufgrund des erforderlichen Aufwandes für ein Data-Mining-Projekt aus Wirtschaftlichkeitsgründen nicht sinnvoll. Handlungsrelevante Muster sind unmittelbar in operative CRM-Aktivitäten zu integrieren (z.B. Kampagnen-, Weboptimierung).

## **5.5 Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses**

Gegenüber einer isolierten Anwendung von Data-Mining ist das wesentliche Kennzeichen des aCRM, dass das Data-Mining-Ergebnis in der 4. aCRM-Phase konsequent für Aktivitäten im CRM genutzt werden (vgl. Abb. 5.17). Das oCRM-System muss deshalb das Data-Mining-Ergebnis ohne technische Restriktionen direkt in einen CRM-Prozess integrieren können. Zum Beispiel sind Data-Mining-gestützte Zielgruppen für eine Marketingkampagne automatisch heranzuziehen. Dabei findet die Ergebnispräsentation der Merkmalsverteilungen in den Kundengruppen über das Cockpit statt.

In der fortlaufenden Nutzung des Data-Mining-Modells muss die Effektivität und Effizienz des Data-Mining-Ergebnisses sichergestellt werden. Die Überprüfung findet durch das Controlling der aCRM-Aufgabe statt.

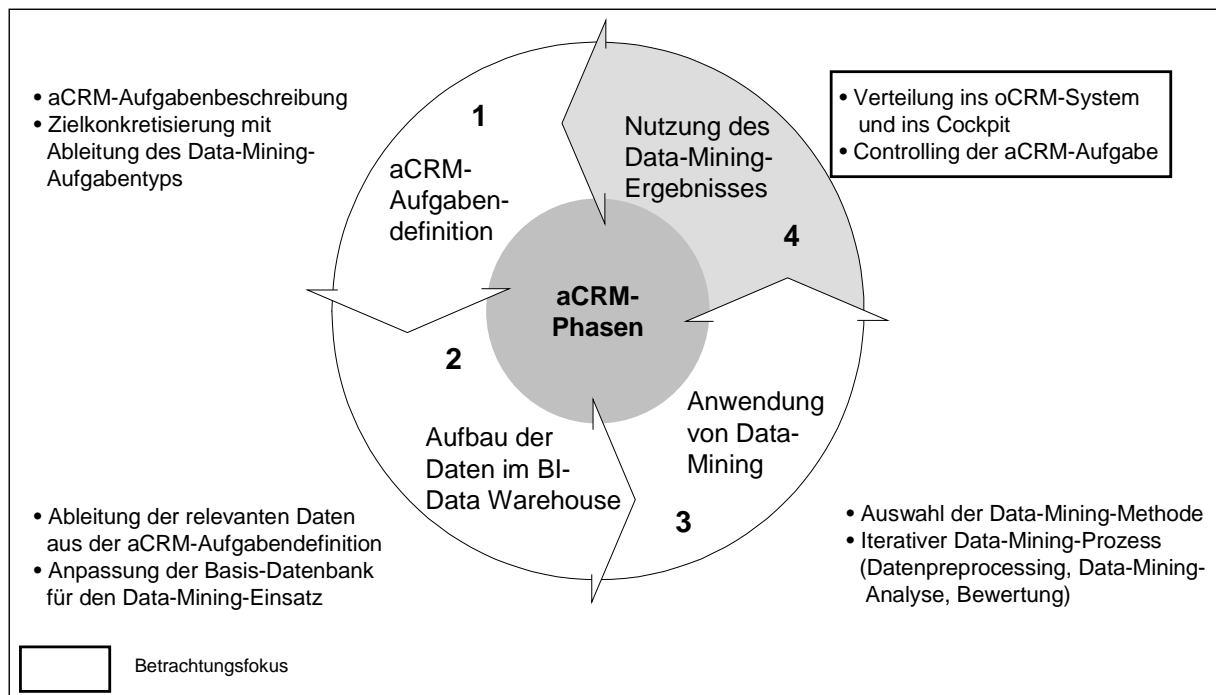


Abb. 5.17: Einordnung der Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses ins Leitbild „aCRM-Phasenansatz“ (Anwendungsebene)

### 5.5.1 Verteilung ins oCRM-System und ins Cockpit

Damit das Data-Mining-Ergebnis unmittelbar nutzbar wird, muss das Ergebnis sofort innerhalb des BI-Data Warehouse gespeichert und zur Verfügung gestellt werden. Als zentrale Datenbank bietet sich wie für die Datenbereitstellung die Basis-Datenbank in Form des Enterprise Data Warehouse (EDW) an.

Der Einsatz des EDW zur Speicherung der Data-Mining-Ergebnisse ist aus folgenden Gründen sinnvoll:

- Die Data-Mining-Ergebnisse liegen für Gruppierungs-, Klassifikations- und Prognoseaufgaben im gleichen Detaillierungsgrad wie für die Ausgangstabelle vor. Zum einen können sie in die Ausgangstabelle geschrieben werden, zum anderen könnte es aufgrund großer Datenpreprocessing-Maßnahmen sinnvoll sein, eine neue Tabelle im EDW der Basis-Datenbank zu erzeugen.
- Das EDW würde nicht nur als Datenbasis für analytische Anwendungen, sondern im Sinne von *Inmon* auch für operative Funktionen dienen.<sup>481</sup> Das operative CRM-System kann direkt auf die Daten des EDW zugreifen (vgl. Abb. 5.18).

<sup>481</sup> Vgl. Bauer/Günzel (2004), S. 53 f.

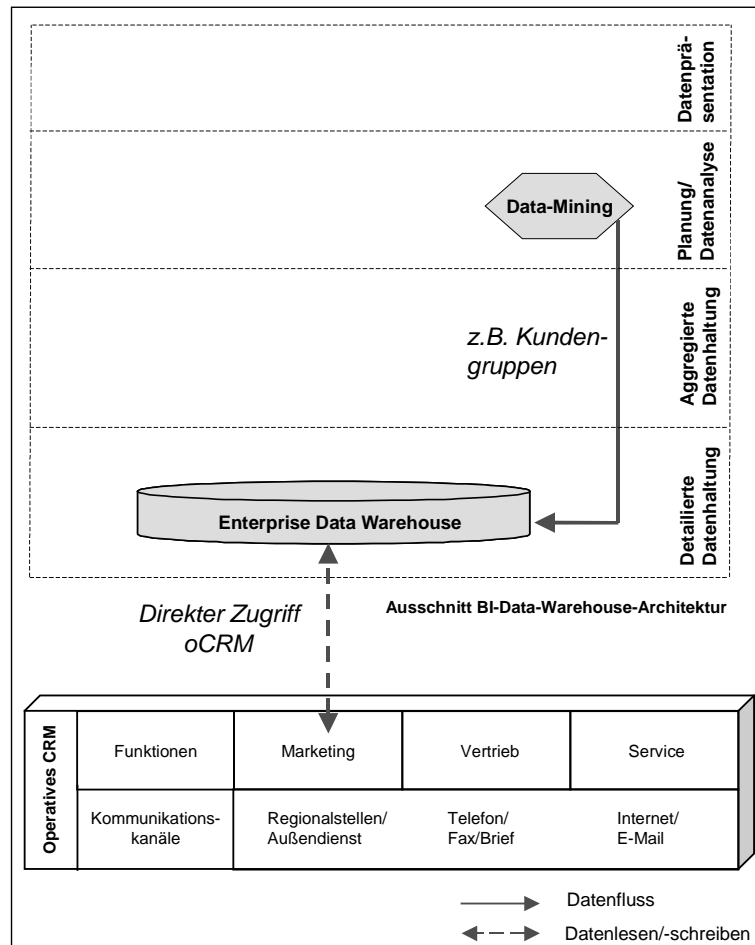


Abb. 5.18: Rückführung der Data-Mining-Ergebnisse in den EDW für das oCRM-System

Eine explizite und redundante Speicherung im oCRM-System ist allerdings zu vermeiden. Bspw. können für das Kampagnenmanagement Selektionsvorschläge zur Kundenauswahl unterbreitet werden. Nur die Kunden(-nummern) für die ausgewählte Kampagne werden gekennzeichnet. Die beschreibenden Merkmale für die Selektion verbleiben im EDW. Auch Responsemodelle sind auf dieser Weise für Direktmarketing-Maßnahmen in die Kampagnenplanung automatisch integrierbar.

- Data-Mining-Ergebnisse können in das Reporting des BI-Data Warehouse integriert werden, indem die entstandenen EDW-Daten den Data Marts in entsprechender Weise zur Verfügung gestellt werden. Hierdurch wird es möglich, dass die Data-Mining-Ergebnisse mit der für das Unternehmen einheitlichen Analysekomponente der BI-Data-Warehouse-Technologie überprüft und danach dezentral an die entsprechenden Fach- und Führungskräfte verteilt werden. Als Präsentationsinstrument wird dann das Cockpit verwendet (vgl. Abb. 5.19).

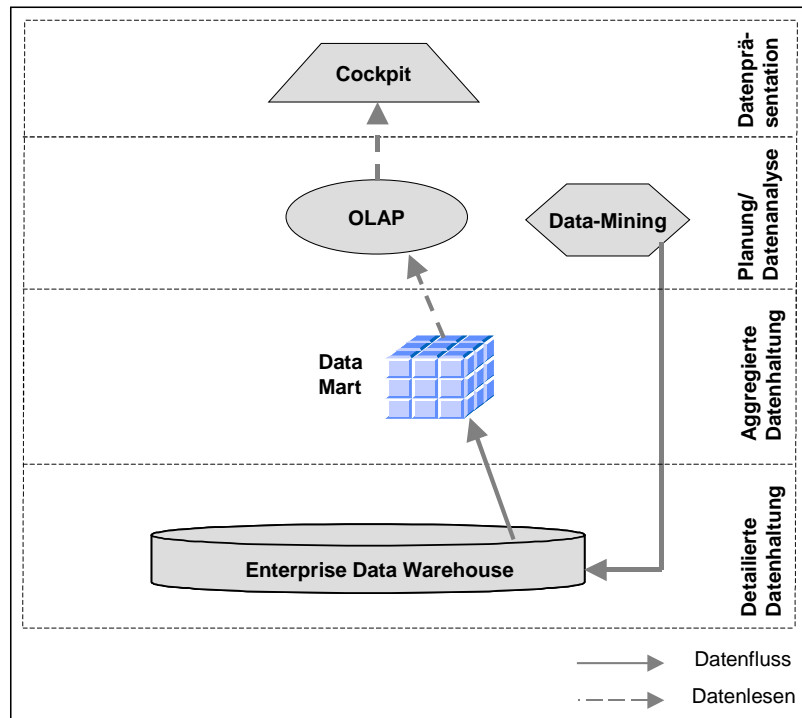


Abb. 5.19: Verteilung der Data-Mining-Ergebnisse über das Cockpit auf Basis von Data Marts

Die durch das Data-Mining erzielten Ergebnisse können nach den Aufgabentypen unterschieden werden. Klassifikations- und Prognoseaufgaben ermitteln in der Anwendungsphase des Data-Minings eine Voraussage für ein bestehendes Zielmerkmal. Gruppierungsaufgaben bilden ein zusätzliches kategorisches Merkmal für die Klasseneinteilung. Assoziationen erzeugen dagegen eine Regelmenge, die direkt im oCRM-System angewendet werden kann (vgl. Abb. 5.20).

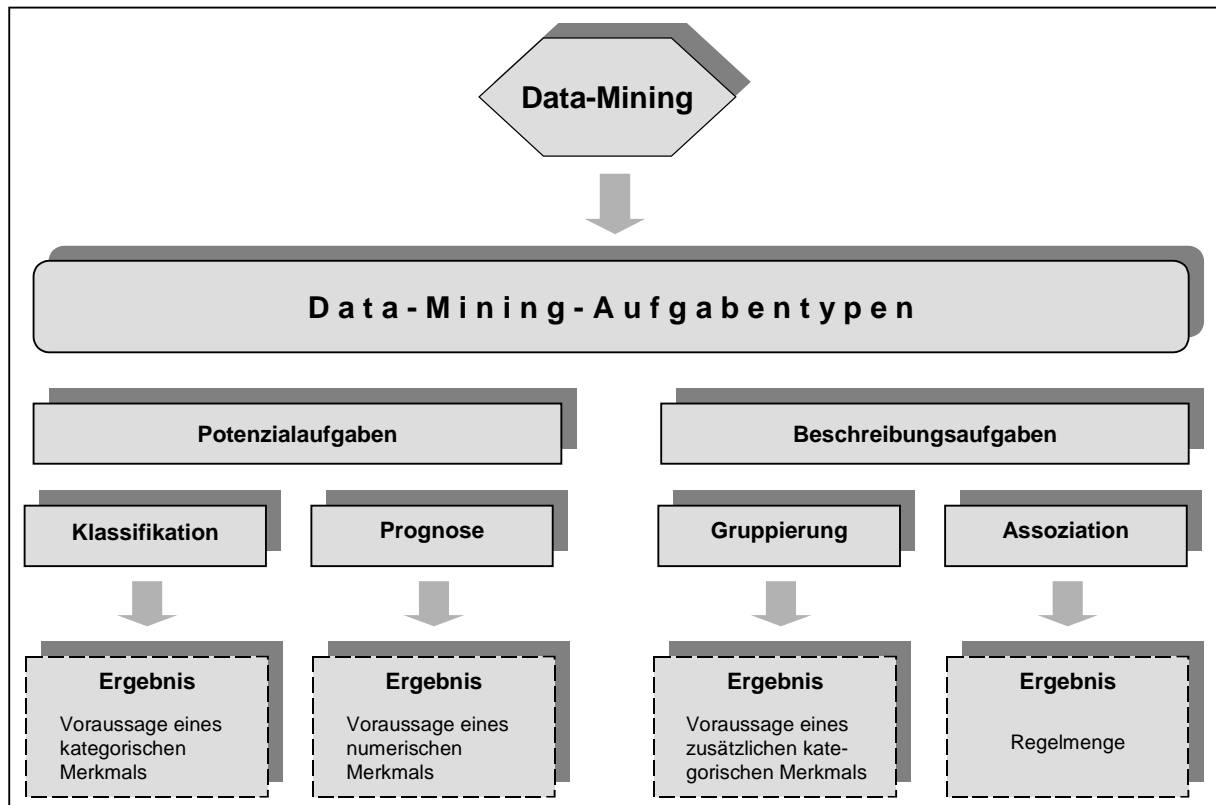


Abb. 5.20: Unterschiedliche Data-Mining-Ergebnisarten

Erst durch Integration der Data-Mining-Ergebnisse mit dem operativen CRM-System kann das Potenzial des Data-Minings noch stärker als bei einer isolierten Anwendung ausgeschöpft werden.

### 5.5.2 Controlling der aCRM-Aufgabe

Nachdem das Data-Mining-Modell innerhalb der BI-Data-Warehouse-Architektur implementiert wurde, findet die Anwendung des Modells im laufenden Geschäft bei neuen Datensätzen statt. Insbesondere Kundenbeziehungen verändern sich im Zeitablauf. Bezogen auf das Beispiel des Rückgewinnungsmanagements aus Kap. 5.2.2 kann der Kunde in der vorigen Periode noch nicht gefährdet sein und zur Konkurrenz abwandern. Qualitätsmängel, die der Kunde bei einer Beurteilung angemerkt hat, könnte aber bereits der Ausschlag dafür sein, dass das Data-Mining-Modell den Kunden beim nächsten Durchlauf als gefährdet einstuft.

Die erstellten Data-Mining-Modelle sind über eine Controllingfunktion in Zeitabständen zu überprüfen. Es sollte dabei das Zielkriterium aus der aCRM-Aufgabendefinition als Controlling-Kennzahl herangezogen werden. Beim Rückgewinnungsmanagement waren es bspw. die Treffer der abgewanderten Kunden. Wenn sich die Treffer der abgewanderten Kunden im Verhältnis zu der Gesamtanzahl der Datensätze, die das Data-Mining-Modell durchlaufen hat, maßgeblich ändern, liegt ggf. Anpassungsbedarf vor.

Es können Marktveränderungen eingetreten sein, die im Data-Mining-Modell gar nicht berücksichtigt wurden. Bspw. könnten im Data-Mining-Modell keine Wettbewerberdaten eingeflossen sein, weil sie bei der Erstellung des Data-Mining-Modells noch nicht vorlagen. Tritt dann ein aggressiver Wettbewerber auf dem Markt auf, wird das Data-Mining-Modell keine Voraussage für eine mögliche Abwanderung machen können. Damit die Qualität der Data-Mining-Modelle gewährleistet bleibt, müssten diese Wettbewerberdaten berücksichtigt werden. Bei diesem Anpassungsbedarf werden alle aCRM-Phasen noch einmal durchlaufen. Insbesondere die Anpassung der Basis-Datenbank und die Neuerstellung des Data-Mining-Modells müssten durchgeführt werden.

Beim Controlling der aCRM-Aufgaben geht es aber nicht darum, die Modellgüte des Data-Mining-Modells zu bewerten. Diese Bewertung wurde bereits im Rahmen des iterativen Data-Mining-Prozesses durchgeführt (vgl. Kap. 5.4.2.3). Vielmehr ist zu überprüfen, ob die Marktveränderungen noch zur aCRM-Aufgabenstellung und zu den im Data-Mining-Modell verwendeten Daten passen. Es kann aber auch sein, dass durch einen neuen operativen Vertriebsprozess neue Grunddaten gewonnen werden (z.B. die Einführung einer neuen Kundenkarte), bei denen vermutet werden kann, dass sie die Modellqualität einiger implementierter Data-Mining-Modelle steigern können.

Sofern Anpassungsbedarf durch das Controlling festgestellt wurde, sind die aCRM-Phasen erneut zu durchlaufen.

## **5.6 Ergebnisse „Anwendungsebene des aCRM“**

### **5.6.1 Inhaltliche Ergebnisse**

In diesem Kapitel wurde die „Anwendungsebene“ des aCRM-Konzeptes diskutiert. Die „Anwendungsebene“ setzt auf die Erkenntnisse der „Konzeptrahmenebene“, „betriebswirtschaftlichen Ebene“ und der „IT-Ebene“ auf.

Die Vorgehensweise für die Lösung einer aCRM-Aufgabenstellung orientiert sich an dem aCRM-Phasenansatz.

In der 1. aCRM-Phase ist dabei die aCRM-Aufgabendefinition zu konkretisieren, indem die aCRM-Bestimmungsfaktoren bei der Aufgabenbeschreibung berücksichtigt werden. Auf dieser Basis findet die Zielkonkretisierung mit Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps statt.

Danach wurde die 2. aCRM-Phase mit dem Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse diskutiert. Die relevanten Daten werden aus der aCRM-Aufgabendefinition abgeleitet. Für die Anpassung der Basis-Datenbank wurde ein expliziter Data-Mining-Layer innerhalb des Enter-



prise Data Warehouse geschaffen, der als Datenbasis für die Data-Mining-Anwendungen dient.

In der 3. aCRM-Phase wurde die Vorgehensweise der Anwendung des Data-Minings erörtert. Nach der Auswahlentscheidung der Data-Mining-Methode findet der iterative Data-Mining-Prozess statt. Für die Erzielung aussagefähiger Data-Mining-Ergebnisse sind Datenpreprocessing-Maßnahmen erforderlich. Diese begründen sich vor allem dadurch, dass die Erkenntnisse des Datenpreprocessings durch die interaktive Anwendung mit den Data-Mining-Analysen und deren Ergebnissen entstehen. Entscheidend ist, dass die Data-Mining-Ergebnisse hinsichtlich der Aussagefähigkeit bewertet werden. Neben der statistischen Überprüfung wurden hierfür qualitative Kriterien erstellt.

Sind die Kriterien erfüllt, entfaltet das Data-Mining im aCRM allerdings erst dann seine Wirkung, wenn die Data-Mining-Ergebnisse im Rahmen der 4. aCRM-Phase sofort in das oCRM-System und in das Cockpit verteilt werden. Das Enterprise Data Warehouse nimmt dabei die zentrale Verteilung vor. Die Definition der Controllingfunktion für die aCRM-Aufgabenstellung rundete das Kapitel ab.

Abb. 5.21 zeigt die Ergebnisse.

- ✓ **Konkretisierung der aCRM-Aufgabendefinition**
  - Einordnung in den Closed-Loop-Ansatz
  - Berücksichtigung der aCRM-Bestimmungsfaktoren
  - Zielkonkretisierung mit Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps
  
- ✓ **Erörterung des Aufbaus der Daten im BI-Data Warehouse**
  - Auswahl der relevanten Daten aus der aCRM-Aufgabendefinition
  - Schaffung eines Data-Mining-Layers im Enterprise Data Warehouse als Datenbasis für die Data-Mining-Anwendungen
  
- ✓ **Darstellung der Vorgehensweise bei der Anwendung des Data-Mining im aCRM**
  - Auswahlentscheidung der Data-Mining-Methode
  - Darstellung der iterativen Schritte (Datenpreprocessing, Data-Mining-Analyse, Bewertung)
  - Erstellung der qualitativen Kriterien für die Beurteilung des Data-Mining-Ergebnisses im aCRM
  
- ✓ **Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses im Rahmen der aCRM-Konzeption**
  - Verteilung des Data-Mining-Ergebnisses über den Enterprise Data Warehouse ins oCRM-System und ins Cockpit
  - Definition der Controllingfunktion für die aCRM-Aufgabenstellung

Abb. 5.21: Ergebnisse „Anwendungsebene des aCRM“

### 5.6.2 Leitfaden „Anwendungsebene“

Die Ergebnisse des Kapitels der Anwendungsebene werden in der Abb. 5.22 in einem Leitfaden dargestellt. Dieser detaillierte Leitfaden ist für die Lösung einer aCRM-Aufgabenstellung heranzuziehen.

	Erledigt
<b>A. aCRM-Aufgabendefinition</b>	
1. Einordnung in den Closed-Loop-Ansatz des aCRM	<input type="checkbox"/>
2. Berücksichtigung der Bestimmungsfaktoren des aCRM	<input type="checkbox"/>
3. Zielkonkretisierung und Ableitung eines Data-Mining-Aufgabentyps (Klassifikation, Prognose, Gruppierung, Assoziation)	<input type="checkbox"/>
<b>B. Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse</b>	
1. Ableitung der relevanten Daten (Attribute, Ausprägungen) aus der aCRM-Aufgabendefinition	<input type="checkbox"/>
2. Überprüfung bzw. Weiterentwicklung des Datenmodells der Basis-Datenbank - ggf. Ergänzung des Datenmodells - ggf. Hinzufügen weiterer Attribute ins Datenmodell	<input type="checkbox"/>
3. Definition der Datenbeschaffung für nicht vorhandene Daten - Erforderliche Datenextrakte definieren bzw. anpassen - Definition der Datentransformationsmaßnahmen (Bereinigung, Harmonisierung, Verdichtung, Anreicherung)	<input type="checkbox"/>
4. Realisierung der Basis-Datenbank und der Datenbeschaffung	<input type="checkbox"/>
<b>C. Anwendung von Data-Mining im aCRM</b>	
1. Auswahl der Data-Mining-Methode (Neuronale Netze, Entscheidungsbäume, Clustermethoden, Assoziations- und Sequenzverfahren) hinsichtlich der - jeweiligen Vor- und Nachteile der jeweiligen Data-Mining-Methoden - Approximations- und Prognosegenauigkeit - Generalisierungsfähigkeit - Interpretierbarkeit	<input type="checkbox"/>
2. Durchführung der notwendigen Datenpreprocessingmaßnahmen (Explorative Datenanalyse, Stichprobe, Behandlung falscher und fehlerhafter Merkmale, Diskretisierung und Reduktion der Merkmale, Normierung und Transformation)	<input type="checkbox"/>
3. Entwicklung und Anwendung eines Data-Mining-Modells (Auswahl der Merkmale, Festlegung der Methodenparameter, Durchführung der Analyse)	<input type="checkbox"/>
4. Bewertung des Data-Mining-Ergebnisses anhand von Modellparametern, statistischen Maßen, Qualitätskriterien und durch Vergleich der Trainings- mit den Testdaten	<input type="checkbox"/>
<b>D. Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses</b>	
1. Verteilung des Data-Mining-Ergebnisses über den Enterprise Data Warehouse ins oCRM-System und ins Cockpit	<input type="checkbox"/>
2. Durchführung des Controllings für die aCRM-Aufgabe	<input type="checkbox"/>

Abb. 5.22: Leitfaden für die Lösung einer aCRM-Aufgabenstellung (Anwendungsebene)

## 6 Implementierung des aCRM

### 6.1 Überblick

#### 6.1.1 Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte

Mit dem letzten Kapitel wurde der Konzeptionsteil des aCRM abgeschlossen. Es schließt sich der Realisierungsteil an (vgl. Abb. 6.1). Auf Basis der Erkenntnisse der Konzeptionsebene (Kapitel 2), der betriebswirtschaftlichen Ebene (Kapitel 3), der IT-Ebene (Kapitel 4) und der Anwendungsebene (Kapitel 5) kann die Implementierung des aCRM erfolgen.

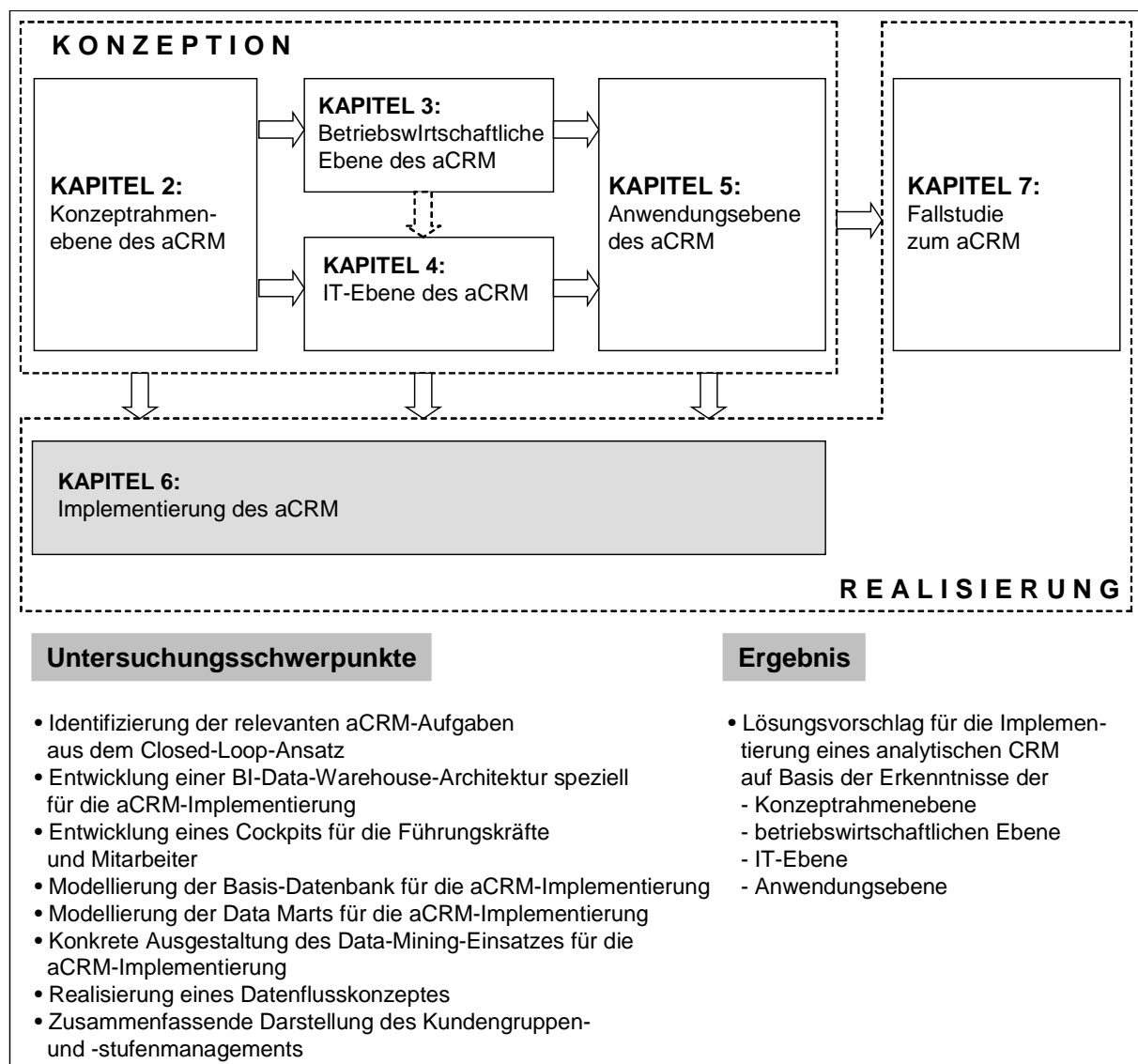


Abb. 6.1: Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte „Implementierung des aCRM“

Für die Implementierung des analytischen CRM werden zu Beginn die aCRM-Aufgaben aus dem Closed-Loop-Ansatz identifiziert. Zudem ist ein Cockpit zu erstellen, das sowohl für die Führungskräfte als auch für die Mitarbeiter gleich zu bedienen ist.

Es schließt sich die Modellierung der Basis-Datenbank und der Data Marts für die Implementierung des aCRM an. Nachdem die Datengrundlage geschaffen wurde, wird der Data-Mining-Einsatz für die Realisierung des aCRM konkret ausgestaltet. Auf Basis der entwickelten Datenmodelle wird ein umfassendes Datenflusskonzept realisiert, das die Datenversorgung für die Datenmodelle sicherstellt.

Eine zusammenfassende Darstellung des automatisierten Kundengruppen- und -stufenmanagements, das das wesentliche Kennzeichen der aCRM-Implementierung ist, rundet das Kapitel ab.

### **6.1.2 Ableitung des Implementierungsvorschlags aus dem Konzeptionsteil des aCRM**

Die aCRM-Implementierung basiert vollständig auf dem vorgestellten Konzeptrahmen des aCRM (vgl. Abb. 6.2). Die Implementierung verfolgt die aCRM-Ziele einschließlich der Bestimmungsfaktoren des aCRM. Die Realisierung findet innerhalb der aCRM-Architektur mit den diskutierten Business-Intelligence-Instrumenten statt.

Die relevanten aCRM-Aufgaben für die in diesem Kapitel vorgestellte aCRM-Implementierung betreffen insbesondere den strategischen Closed-Loop-Prozess (CRM-Portfolio-Entwicklung/-Planung und strategische CRM-Analyse), um die strategische Relevanz der vorliegenden Arbeit zu untermauern. Weil zudem die zentrale Anforderung an das aCRM darin besteht, von der CRM-Strategie auf die operative CRM-Strategieumsetzung herunterzubrechen, wird auch die Kampagnen-/Ergebnisplanung und die operative CRM-Analyse des operativen Closed-Loop-Prozesses in dem Implementierungsvorschlag berücksichtigt.

Auf die Kampagnenentwicklung und die Unterstützung der CRM-Prozesse wird in diesem Kapitel nicht weiter eingegangen, weil diese analytischen CRM-Aufgaben nur unternehmensindividuell zu definieren sind.

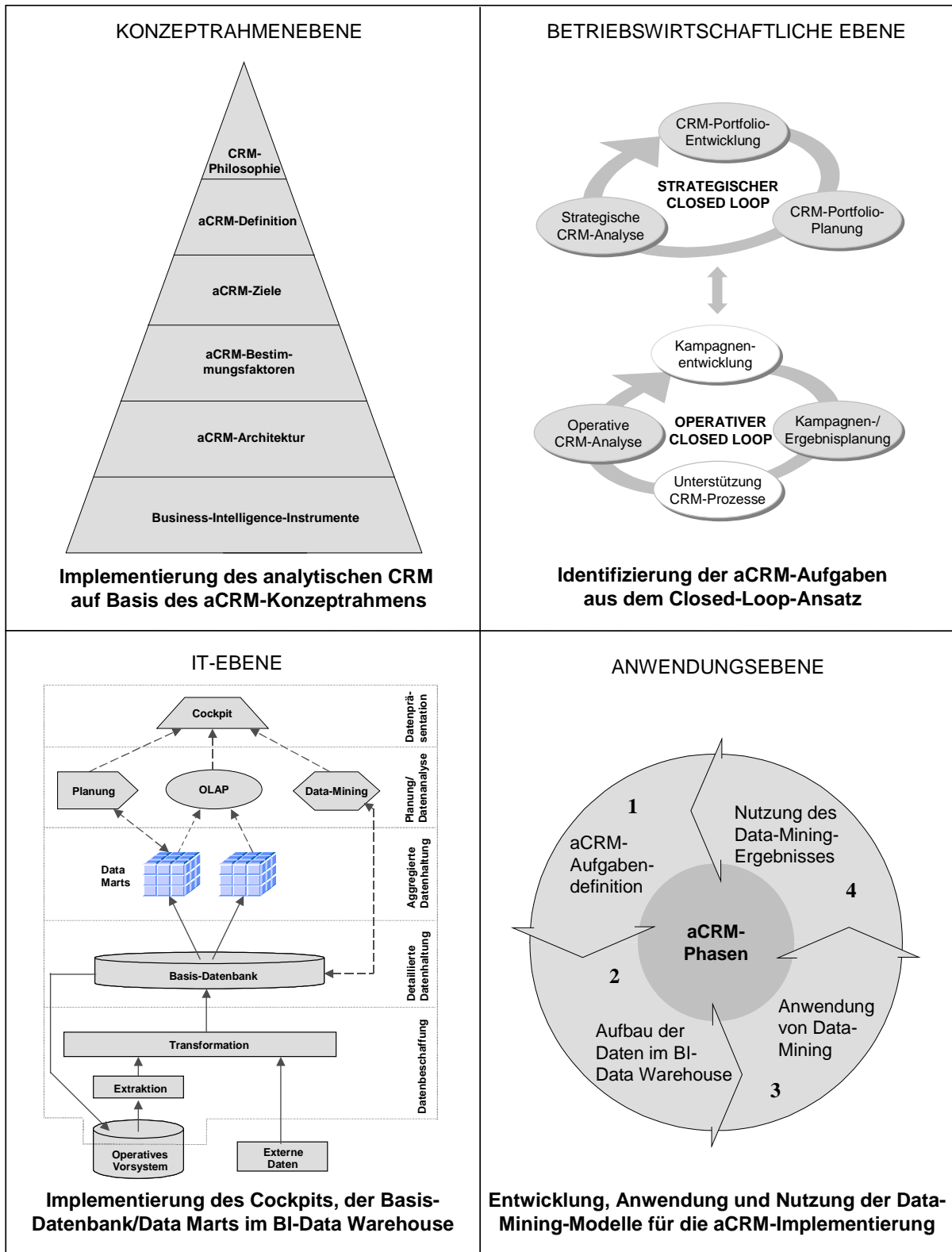


Abb. 6.2: Implementierung des analytischen CRM auf Basis der aCRM-Konzeption

Nach der aCRM-Aufgabendefinition kann die Basis-Datenbank aufgebaut werden, die insbesondere für den Data-Mining-Einsatz modelliert wird. Für die Ausgestaltung des CRM-Controllings werden entsprechende Data Marts modelliert. Der Aufbau der Datenbasis findet in der erörterten BI-Data-Warehouse-Architektur statt.

Der Data-Mining-Einsatz wird aus den Erkenntnissen der Anwendungsebene diskutiert. Schwerpunktmäßig wird dabei auf die Entwicklung und Nutzung von Data-Mining-Modellen innerhalb der BI-Data-Warehouse-Architektur eingegangen.

## **6.2 Identifizierung der aCRM-Aufgaben aus dem Closed-Loop-Ansatz**

Um den Aufgabenumfang der aCRM-Implementierung klar zu definieren, sind die aCRM-Aufgaben für die Ausgestaltung des analytischen CRM zu identifizieren. Zunächst werden die relevanten Data-Mining-Aufgaben bestimmt.

Danach werden die CRM-Controlling-Aufgaben für die aCRM-Realisierung definiert. Sie werden durch die Kennzahlen im aCRM determiniert.

### **6.2.1 Fokussierung auf die Data-Mining-Aufgaben des strategischen Closed-Loop-Prozesses**

In den vorigen Kapiteln wurden vielfältige Data-Mining-Aufgaben diskutiert (vgl. insbes. Kap. 2.4.3), wobei der Einsatz unternehmensindividuell abhängig ist. Durch die angebotenen Produkte des Unternehmens und durch die Branche ergeben sich ganz unterschiedliche Data-Mining-Aufgaben. Die Fokussierung für die aCRM-Implementierung liegt in dieser Arbeit auf der CRM-Strategieentwicklung, also auf die CRM-Portfolio-Entwicklung und -Planung des strategischen Closed-Loop-Prozesses. Ziel ist es, den Kunden im Rahmen des Kundenlebenszyklus unter Berücksichtigung der Profitabilität aktiv und langfristig zu entwickeln.

In Abb. 6.3 werden die relevanten Data-Mining-Aufgaben für die aCRM-Implementierung aufgeführt. Sie unterstützen die CRM-Portfolio-Entwicklung und -Planung in Abhängigkeit von der Kundenstufe. Für jede Data-Mining-Aufgabe werden zudem der Data-Mining-Aufgabentyp und das Data-Mining-Modell angegeben. Die Data-Mining-Modelle werden in Kap. 6.6 bei der Anwendung des Data-Minings für das Cockpit weiter konkretisiert.

Die Aufgaben der CRM-Portfolio-Entwicklung wurden in Kap. 3.5.1 aus betriebswirtschaftlicher Sicht beschrieben. Aus Data-Mining-Sicht ergeben sich zwei Aufgaben. Zunächst ist eine Ziel- bzw. Kundengruppenermittlung durchzuführen, um auf Basis des CRM-Portfolios die CRM-Strategie ableiten zu können. Als Grundlage werden die Bestands-, Cross-/Up-Selling- und Reakquisekunden verwendet. Die Wechselkunden sind bereits zur Konkurrenz abgewandert und werden nicht in die Data-Mining-Analyse einbezogen. Die ermittelte Kundentypologie ist für die Verbesserung des Kundenangangs (Marketing-Mix) und der Kundenbeziehung heranzuziehen. Diese Aufgabe ist eine Beschreibungsaufgabe und ist dem Aufgabentyp der Gruppierung zuzuordnen. Das Data-Mining-Modell wird als „Strategiemodell auf Basis von bestehenden Kunden“ bezeichnet.

Das aCRM-Konzept sieht zudem vor, dass die über die bestehenden Kunden ermittelten Zielgruppen auch auf die Akquisekunden übertragen werden. Damit ist die Zielsetzung verbunden, dass die Akquisekunden gleich zielgruppenorientiert gemäß ihren Kundenbedürfnissen angesprochen werden, um Streuverluste zu minimieren. Die Data-Mining-Aufgabe kann über ein Klassifikationsmodell gelöst werden. Dieses Data-Mining-Modell ist das „Strategiemodell auf Basis von Akquisekunden“.

Closed-Loop-Einordnung	Kundenstufe	Data-Mining-Aufgabe	Data-Mining-Aufgabentyp	Data-Mining-Modell
CRM-Portfolio-Entwicklung	Bestandskunde, Cross-/Up-Selling-Kunde, Reakquisekunde	(1) Wie können die Kundengruppen ermittelt werden, um auf Basis des CRM-Portfolios die CRM-Strategie ableiten zu können?	Gruppierung	Strategiemodell (bestehende Kunden)
	Akquisekunde	(2) Wie können die ermittelten Kundengruppen auf die Akquisekunden übertragen werden, damit die Akquisekunden auch gleich kundengruppenbezogen angesprochen werden können?	Klassifikation	Strategiemodell (Akquisekunden)
CRM-Portfolio-Planung	(Adresse)	(3) Wie kann das Akquisepotenzial ermittelt werden?	Klassifikation	Akquisemodell
	Akquisekunde	(4) Wie kann das Bestandskundenpotenzial ermittelt werden?	Klassifikation	Bestandskundenmodell
	Bestandskunde	(5) Wie kann das Cross-/Up-Selling-Potenzial ermittelt werden?	Klassifikation	Cross-/Up-Selling-Modell
	Bestandskunde	(6) Wie kann das Wechselpotenzial ermittelt werden?	Klassifikation	Präventionsmodell
	Wechselkunde	(7) Wie kann das Reakquisepotenzial ermittelt werden?	Klassifikation	Reakquisemodell

Abb. 6.3: Relevante Data-Mining-Aufgaben für die aCRM-Implementierung

Zur Unterstützung der CRM-Portfolio-Planung (vgl. Kap. 3.5.2) werden fünf Data-Mining-Modelle aufgebaut, um die Potenziale der einzelnen Kundenstufen (=Kundenstufenpotenziale) berechnen zu können. Dabei wird auf das Kundenstufenkonzept von Kap. 3.2.4 zurückgegriffen. Auf Basis vorliegender Adressen<sup>482</sup> wird das Akquisepotenzial ermittelt. Das Data-Mining-Modell wird als Akquisemodell bezeichnet. Abb. 6.3 zeigt die weiteren Data-Mining-Modelle „Bestandskundenmodell“, „Cross-/Up-Selling-Modell“, „Präventionsmodell“ und „Reakquisemodell“. Das Präventionsmodell bspw. setzt auf den Kundenstufen Bestandskunden und Cross-/Up-Selling-Kunden auf, weil beide Kundenstufen generell wechselgefährdet sind. Bei diesen Data-Mining-Modellen handelt es sich immer um eine Klassifikation als Data-Mining-Aufgabentyp.

Durch die Kundengruppenermittlung und die Potenzialermittlung über alle Kundenstufen auf Basis von Data-Mining entsteht ein „automatisiertes Kundengruppen- und -stufenmanagement“, das im Cockpit zentral präsentiert wird. Dieses Cockpit dient dann für die Führungskräfte und Mitarbeiter als Kundenentwicklungs- und Frühwarnsystem. Weitere Anforderungen an ein Cockpit werden im nächsten Abschnitt erörtert.

<sup>482</sup> „Einfache“ Adressen stellen nach dem Kundenstufenkonzept noch keine Kundenstufe dar.



### 6.2.2 Ableitung des CRM-Controllings aus den definierten CRM- und Potenzialkennzahlen mit Anforderungen an die Cockpitausgestaltung

Die Implementierung des CRM-Controllings leitet sich aus den definierten CRM-Kennzahlen aus Kap. 3.4 ab, die sowohl auf den strategischen und operativen Closed-Loop-Prozess abzielen (vgl. Kap. 3.5.3 und 3.6.4). Zudem sollen auch die in enger Beziehung stehenden Potenzialkennzahlen zentral bereitgestellt werden (vgl. Kap. 3.4.2.3). Alle für die aCRM-Implementierung relevanten Kennzahlen sind in Abhängigkeit von den Steuerungsebenen in Tab. 6.1 aufgeführt.

Steuerungsebene	CRM-Kennzahlen	Potenzialkennzahlen
Strategische Ebene	Ø-Kundenwert	-
	Ø-Kundenloyalität	-
Taktische Ebene	Akquisequote	Akquisepotenzial
	Bestandskundenquote	Bestandskundenpotenzial
	Cross-/Up-Selling-Quote	Cross-/Up-Selling-Potenzial
	Wechselquote	Wechselpotenzial
	Reakquisequote	Reakquisepotenzial
Operative Ebene	Ø-Kampagnenerfolg	-
	Responsequote	-
	Angebotserfolgsquote	-
	Kundenkontaktfrequenz	-

Tab. 6.1: Relevante CRM- und Potenzialkennzahlen für die aCRM-Implementierung

Die Kennzahlen sind im Cockpit grafisch aufzubereiten. Zudem soll das Cockpit für das CRM-Controlling als Navigationsinstrument dienen. Folgende Anforderungen sind für die Ausgestaltung des CRM-Controllings durch das Cockpit zu erfüllen:

- Intuitive Bedienung seitens der Endanwender
- Gleicher Cockpitentwurf sowohl für Führungskräfte als auch für Mitarbeiter, wobei nur die Sichten unterschiedlich sind
- Mitarbeiter erhalten Empfehlungen für den Kundenangang und die Kundenbeziehung
- Abbildung aller Potenzial- und CRM-Kennzahlen der strategischen, taktischen und operativen Ebene
- Abbildung von Navigationsebenen, bei denen von der aggregierten Ebene (Kennzahlen) bis zu der detaillierten Ebene (=Standardberichte) navigiert werden kann

- Abbildung eines Navigationspfads (aktuelle Analysen, zeitliche/historische Analysen, Anteilsanalysen)
- Aufbereitung über grafische Diagramme in Abhängigkeit von den Navigationsebenen und dem Navigationspfad

### **6.3 Modellierung des Cockpits für die Führungskräfte und Mitarbeiter**

Die identifizierten aCRM-Aufgaben und die Anforderungen an das Cockpit für die Führungskräfte und Mitarbeiter bilden die Grundlage für den Cockpitentwurf innerhalb der BI-Data-Warehouse-Architektur. Bevor das Cockpit als zentrales Navigationsinstrument entworfen wird, findet die Einordnung des Cockpits in die ausgeprägte BI-Data-Warehouse-Architektur für die aCRM-Implementierung statt. Insgesamt wird dadurch der Rahmen dieses Kapitels verdeutlicht.

#### **6.3.1 Einordnung in die ausgeprägte BI-Data-Warehouse-Architektur für die aCRM-Implementierung**

Abb. 6.4 zeigt die Einordnung des Cockpits innerhalb der für die aCRM-Implementierung ausgestalteten BI-Data-Warehouse-Architektur.

Des Weiteren wird sich Kap. 6.4 mit dem Aufbau der Basis-Datenbank einschließlich der Datenbeschaffung beschäftigen. Auf die Modellierung der Data-Store-Objekte wird speziell eingegangen.

In Kap. 6.5 werden die Data Marts für das Cockpit unter Berücksichtigung der Planungs- und Analyseanforderungen (OLAP) entwickelt.

Es schließen sich in Kap. 6.6 die Data-Mining-Modelle zur Lösung der identifizierten Data-Mining-Aufgaben aus Kap. 6.2 an. Als Datenbasis wird hierzu ein spezieller Data-Mining-Layer im Enterprise Data Warehouse modelliert.

Um die Datenflüsse zu konkretisieren, wird das Kapitel mit dem Abschnitt 6.7 durch die Realisierung eines Datenflusskonzeptes abgerundet (nicht explizit in der Abbildung dargestellt).

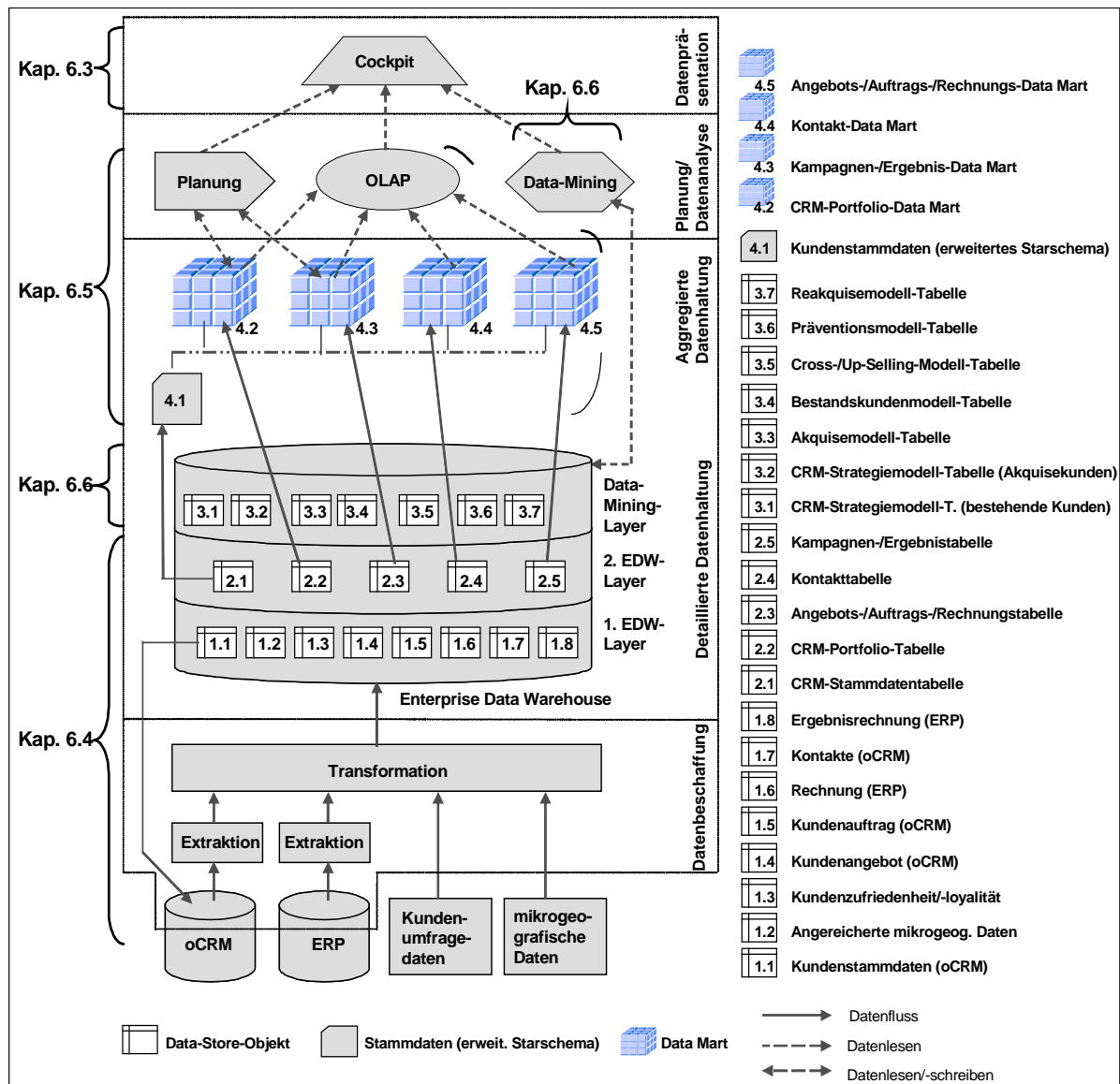


Abb. 6.4: Überblick über die realisierte BI-Data-Warehouse-Architektur für die aCRM-Implementierung

Nach der Überblicksdarstellung der für die aCRM-Implementierung ausgeprägten BI-Data-Warehouse-Architektur wird im ersten Schritt das Cockpit entwickelt.

### 6.3.2 Zentrales Navigationsinstrument

Der Cockpit-Entwurf ist für die Führungskräfte und Mitarbeiter gleich und wird über Navigationsebenen und den Navigationspfad bedient (vgl. Abb. 6.5). Die Idee der Navigationsebenen liegt darin, dass ausgehend von einer Gesamtanalyse über Kundengruppen, Kundenstufen, Kampagnen, Kunden bis zu den Detailanalysen navigiert werden kann.

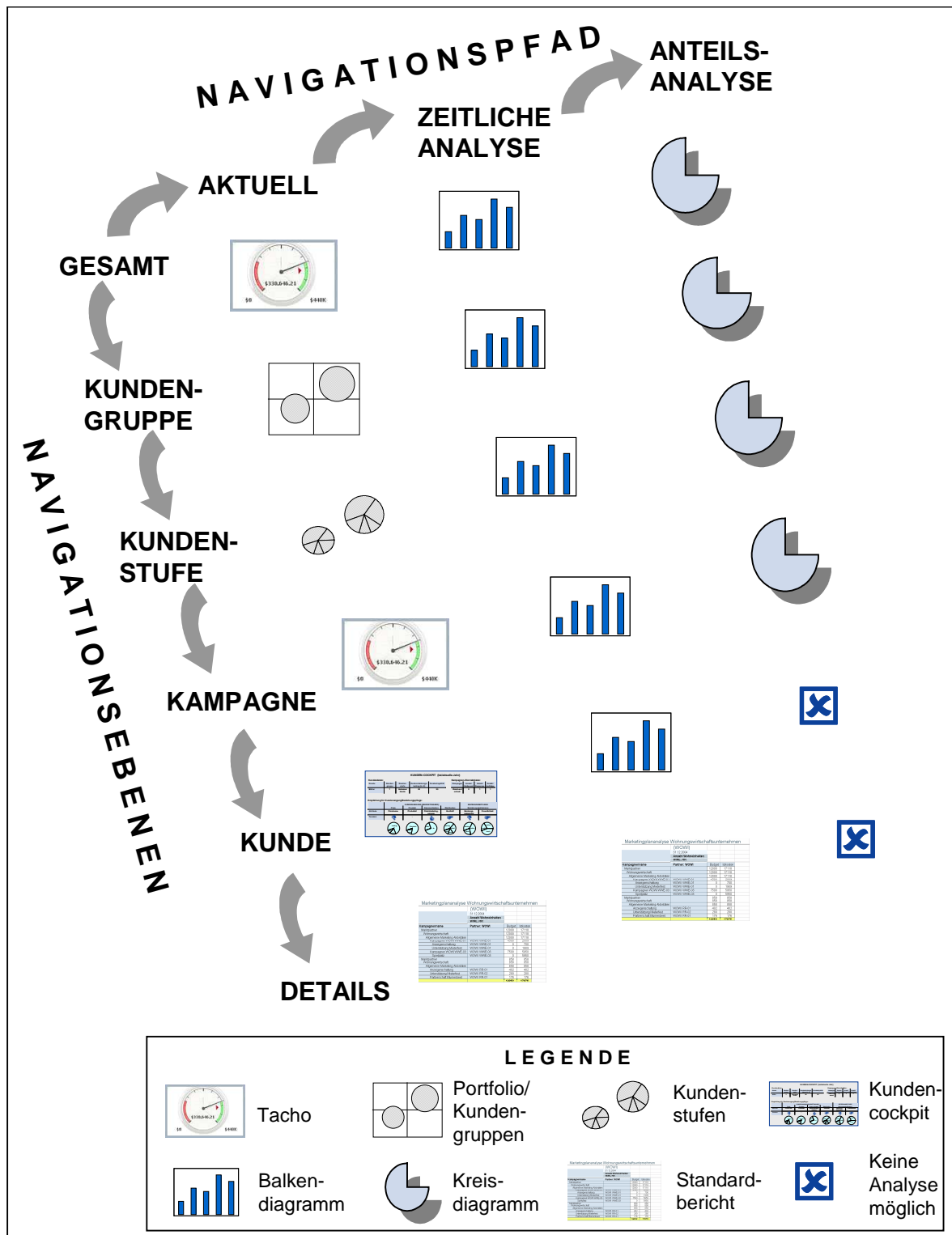


Abb. 6.5: Cockpit-Entwurf als zentrales Kundenentwicklungs-, Frühwarn- und Navigationsinstrument

In Abhängigkeit vom Vertriebsmitarbeiter werden nur die entsprechend zugeordneten Kunden angezeigt. Der Vertriebsleiter wird die (Kennzahl-)Analysen auf Basis aller Kunden durchführen. Der einzelne Vertriebsmitarbeiter wird nur seine Kunden sehen. Je Navigationsebene kann zudem ein Navigationspfad für die Analyse beschriftet werden.

Ausgehend von einer aktuellen Analyse kann über eine Zeitreihenanalyse (z.B. Entwicklung in den letzten Monaten) zur Anteilsanalyse navigiert werden. In der Anteilsanalyse wird bspw. dargestellt, inwieweit die Potenzialkennzahlenausprägungen im Ist bereits erreicht wurden (z.B. Ist-Akquisequote versus Akquisepotenzial).

Je Navigationsebene und -pfad werden unterschiedliche grafische Diagramme verwendet. Wenn als Navigationspfad „aktuell“ ausgewählt wird, bietet sich für eine Gesamtanalyse der CRM-Kennzahlen ( $\emptyset$ -Kundendeckungsbeitrag,  $\emptyset$ -Kundenloyalität, Akquisequote, etc.) die „Tacho“-Darstellung an. Wird eine Ebene tiefer zur Kundengruppe navigiert, wird die Portfoliodarstellung gezeigt. Diese wird weiter differenziert, wenn die Kundenstufen in der Analyse eingesehen werden. Jeder Kreis bzw. jede Kundengruppe hat dann die entsprechenden Kundenstufenanteile visualisiert. Aus Berichtssicht können pro Kundenstufe die Kunden-, Potenzial- und Frühwarnlisten angezeigt werden.

Als weitere Navigationsebene können dann ausgehend von den Kundengruppen bzw. Kundenstufen die einzelnen Kampagnen betrachtet werden. Hier bieten sich, wie bei der Gesamtbetrachtung auch, „Tacho“-Darstellungen an.

Schließlich können dann einzelne Kundenbetrachtungen durchgeführt werden. Über ein sog. Kunden-Cockpit werden grundlegende Informationen über den Kunden den Vertriebsmitarbeitern geliefert. Unterhalb der Kundenebene können Detailanalysen für Angebote, Rechnungen, Kontakte, etc. durchgeführt werden. Für diese Analysen sollten traditionelle Standardberichte verwendet werden. Über die OLAP-Funktionalität kann zudem jeder Vertriebsmitarbeiter auf dieser Basis weitere individuelle Berichte erstellen.

Wird eine zeitliche Analyse angestrebt, dann sollten Balkendiagramme als Visualisierungsform verwendet werden. Ggf. sind alternativ auch Liniendiagramme möglich. Bei den Detailauswertungen bieten sich aufgrund der Detailtiefe eher die Standardberichte für historische Analysen an. Für die Anteilsanalysen sind Kreisdiagramme sehr gut zur Visualisierung geeignet. Auf Kunden- und Detailebene liegen keine Anteilsanalysen vor, weil auf dieser Ebene keine CRM-Planung durchgeführt wird.

In Abhängigkeit von der Navigationsebene werden die Potenzial- und CRM-Kennzahlen entsprechend berechnet. Tab. 6.2 zeigt die Zuordnung der Kennzahlen einschließlich der Betrachtung der entsprechenden Absolutwerte zu den Navigationsebenen. Die Kennzahlen werden nach strategischen, taktischen und operativen Kennzahlen unterschieden.

Bei den strategischen Kennzahlen können die Durchschnittswerte der Kundendeckungsbeiträge und der Kundenloyalität für die Gesamtbetrachtung ermittelt werden. Auf der Kundengruppen- und -stufenebene kann die wertmäßige Betrachtung des durchschnittlichen

Kundendeckungsbeitrags weiter heruntergebrochen werden. Die Kundenebene zeigt die absoluten Werte des Kundendeckungsbeitrags und der Kundenloyalität.

Die taktischen Kennzahlen sind im Cockpit auf der Gesamt- und Kundengruppenebene möglich. Die Absolutzahlen sind auf der Kundenstufenebene einzusehen.

Navigationsebene	Potenzial- und CRM-Kennzahlen (einschl. Absolutwerte)		
	Strategische Kennzahlen	Taktische Kennzahlen	Operative Kennzahlen
<b>Gesamt</b>	Ø-Kundendeckungsbeitrag Ø-Kundenloyalität	Akquisepotenzial/-quote Bestandskundenpotenzial/-quote Cross-/Up-Selling-Potenzial/-Quote Wechselpotenzial/-quote Reakquisepotenzial/-quote	Angebotserfolgsquote Kundenkontaktfrequenz
<b>Kundengruppe</b>	Ø-Kundendeckungsbeitrag Ø-Kundenloyalität	Akquisepotenzial/-quote Bestandskundenpotenzial/-quote Cross-/Up-Selling-Potenzial/-Quote Wechselpotenzial/-quote Reakquisepotenzial/-quote	Angebotserfolgsquote Kundenkontaktfrequenz
<b>Kundenstufe</b>	Ø-Kundendeckungsbeitrag	(Potenzielle) Anzahl Akquisekunden (Potenzielle) Anzahl Bestandskunden (Potenzielle) Anzahl Cross-/Up-Selling-Kunden (Potenzielle) Anzahl Wechselkunden (Potenzielle) Anzahl Reakquisekunden	Angebotserfolgsquote Kundenkontaktfrequenz
<b>Kampagne</b>	-	-	Ø-Kampagnenerfolg Kampagnendeckungsbeitrag Responsequote
<b>Kunde</b>	Kundendeckungsbeitrag Kundenloyalität	-	Anzahl Angebotserfolge Anzahl Kundenkontakte Responseanzahl
<b>Details (Angebote, Kontakte etc.)</b>	-	-	-

Tab. 6.2: Zuordnung der Potenzial- und CRM-Kennzahlen zu den Navigationsebenen

Bei den operativen Kennzahlen wird die Angebotserfolgsquote und Kundenkontaktfrequenz auf Gesamt-, Kundengruppen- und -stufenebene ermittelt. Bei der Betrachtung der Kampagnenebene werden der durchschnittliche Kampagnenerfolg, der Kampagnendeckungsbeitrag und die Responsequote berechnet. Durch das Einblenden der Kundenebene können zudem die Anzahl der erfolgreichen Angebote, die Anzahl der Kontakte und die Responseanzahl eingesehen werden.

Auf der Detailebene können Basisinformationen über Angebote, Kontakte etc. aufgerufen werden. Eine Kennzahlenberechnung findet nicht statt.

### 6.3.3 Kunden-Cockpit-Sicht

Aus dem zentralen Cockpit wird nun speziell die Navigationsebene der Kunden-Cockpit-Sicht dargestellt, um die Cockpit-Sicht aus Vertriebsmitarbeiterebene zu betrachten. Insbesondere die Vertriebsmitarbeiter sollen auf Basis des Cockpits Empfehlungen für den Kundenangang

und für die Kundenbeziehung erhalten. Die Kundengruppen-/ebenen-Sicht mit dem CRM-Portfolio wurde bereits detailliert in Kap. 3.3 erörtert.

Abb. 6.6 zeigt das Kunden-Cockpit mit dem Kunden „Hübner“ im aktuellen Jahr. Der Kunde Hübner befindet sich in der Kundengruppe 1 und ist in der Kundenstufe „Wechselkunde“ aufgeführt, obwohl er in dem Jahr noch einen Auftrag (mit einen positiven Kundendeckungsbeitrag) erteilt hat. Die Auftragserteilung ist das Ergebnis einer vom Unternehmen initiierten Kampagne „Direkt und schnell“, da die Responseanzahl auf 1 gesetzt ist. Dennoch hat der Kunde das Unternehmen verlassen. Der Grund liegt mit größter Wahrscheinlichkeit an der niedrigen Kundenloyalität von 33 (beste Ausprägung ist 100).

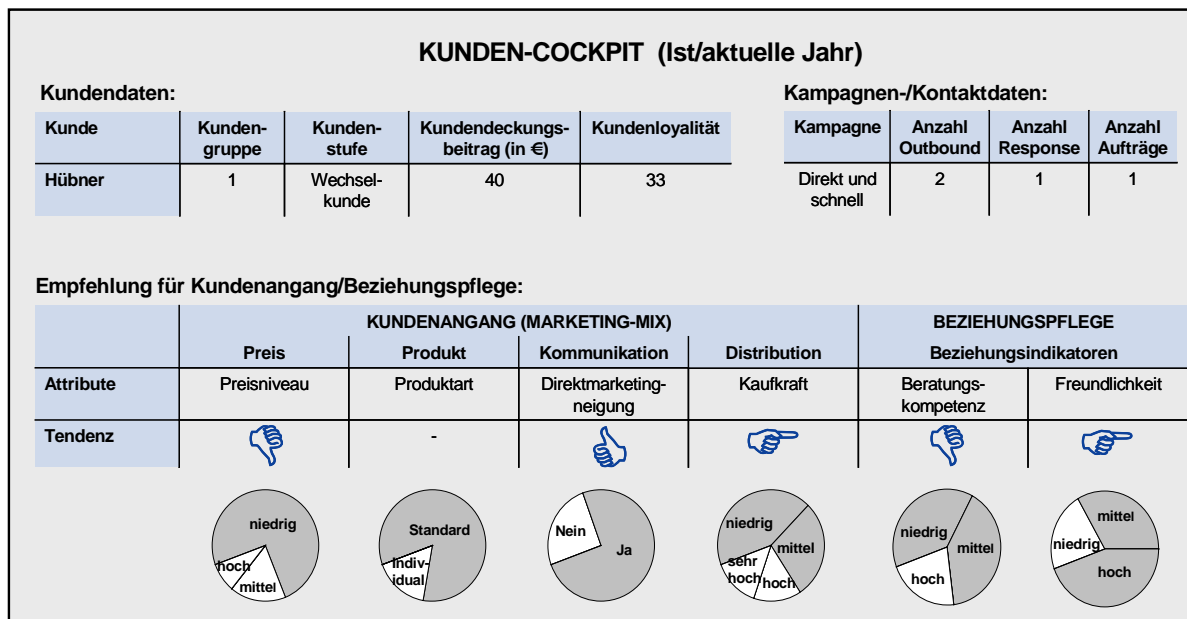


Abb. 6.6: Beispiel für ein Kunden-Cockpit (Kundenebene)

Um den Kunden zurückzugewinnen, muss entsprechend ein optimaler Kundenangang einschließlich einer verbesserten Kundenbeziehung eingeleitet werden. Über die Data-Mining-Ergebnisse der Kundengruppe 1 können Empfehlungen pro Merkmal hergeleitet werden. Für den Kundenangang wird ersichtlich, dass ein Standardprodukt aus dem niedrigen Preissegment bevorzugt wird. Für die Ansprache ist der Direktmarketingansatz zu empfehlen. Bei der Beziehungspflege ist insbesondere bei der Beratungskompetenz großer Handlungsbedarf vorhanden, aber auch die Freundlichkeit könnte noch verbessert werden. Der zuständige Vertriebsmitarbeiter sollte diese Ergebnisse noch in einen Vergleich zu den Basisdaten des Kunden Hübner setzen, um ggf. speziellere Maßnahmen abzuleiten. Die Zielsetzung besteht darin, den Kunden möglichst individuell auf Basis der vorliegenden Daten bzw. Analysen des Kunden-Cockpits anzugehen.

## 6.4 Aufbau der Basis-Datenbank für die aCRM-Implementierung

Es schließt sich der Aufbau der Basis-Datenbank für das im vorigen Abschnitt entwickelte Cockpit an. Hierzu wird ein konkreter Modellierungsvorschlag für die Implementierung der Basis-Datenbank im BI-Data Warehouse vorgestellt.

Da jedes Unternehmen unterschiedliche Daten hat, werden nur beispielhafte Attribute beschrieben. Relevant für die Modellierung der Basis-Datenbank sind allerdings die verwendeten Datenobjekte. Sie sind eine logische Zusammenführung der Attribute aus Datenquellsicht (vgl. Kap. 4.3.1).

Danach schließt sich die Modellierung der Basis-Datenbank in Form des Enterprise Data Warehouse an (vgl. Abb. 6.7), weil das Konzept des Enterprise Data Warehouse aufgrund der flexiblen Anpassung der Data-Store-Objekte insbesondere für die im aCRM relevanten Data-Mining-Anwendungen Vorteile aufweist (vgl. Kap. 4.3.4).

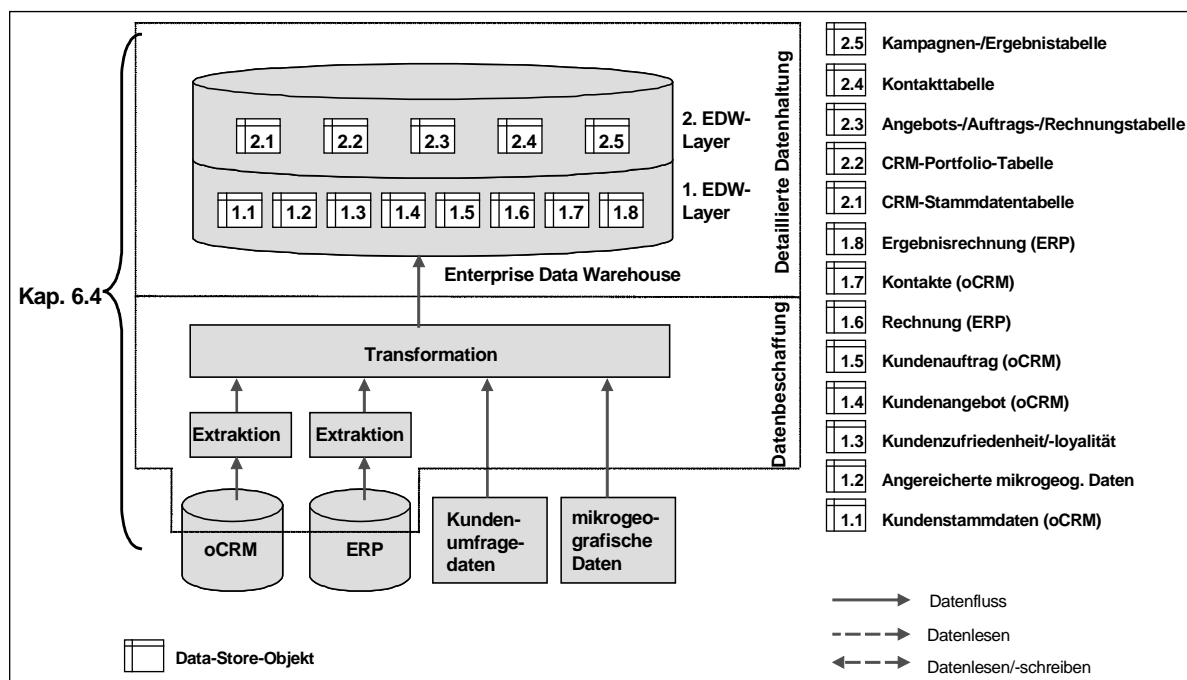


Abb. 6.7: Überblicksdarstellung des Basis-Datenbank-Aufbaus in Form des EDW (einschließlich der Datenbeschaffung) für die aCRM-Implementierung

Es werden die einzelnen Data-Store-Objekte diskutiert. Anschließend wird in diesem Abschnitt kurz auf die Datenbeschaffung eingegangen.

### 6.4.1 Auswahl der relevanten Datenobjekte

Die Auswahl der Datenobjekte orientiert sich an den identifizierten Data-Mining-Aufgaben und an den CRM-Controlling-Anforderungen. Die Zielsetzung besteht u.a. darin, das CRM-Portfolio für den strategischen Closed-Loop-Prozess über das BI-Data Warehouse bereit-



zustellen (vgl. Kap. 3.3). Vom CRM-Portfolio aus soll automatisiert auf wesentliche Informationen wie z.B. auf die einzelnen Kunden heruntergebrochen werden.

Für die Modellierung der Datenbasis der aCRM-Implementierung sind grundlegend die Datenobjekte „Kundenstammdaten“, „mikrogeografische Daten“, „Kundenzufriedenheit/-loyalität“, „Kundenangebot“, „Kundenauftrag“, „Rechnung“, „Kontakte“ und die „Kampagnen-/Ergebnisrechnung“ entscheidend. Ein Auszug möglicher relevanter Attribute und die Herkunft der Daten sind in Tab. 6.3 dargestellt.

#### (1) Kundenstammdaten

Für die Kundenstammdaten sind beispielsweise der Kunde, die Kundengruppe, die Kundenstufe, der Geburtstag und das Geschlecht aufgeführt. Die Kundengruppe und die Kundenstufe sind die relevanten Steuerungsattribute im aCRM-Ansatz. Während die Kundenstufe über die operativen CRM-Prozesse in der Kundenstammtabelle des oCRM-Systems gesetzt werden (z.B. Akquisekunde wird Bestandskunde, wenn der erste Auftragsabschluss erfolgt; vgl. Kap. 3.2.4.3, Tab. 3.4), werden die Kundengruppen automatisch über Data-Mining im BI-Data Warehouse ermittelt und dann über die Basis-Datenbank ins operative CRM-System übertragen. In dem Data-Mining-Kapitel 6.6 wird auf diesen Aspekt noch näher eingegangen. Beim Geburtsdatum wird davon ausgegangen, dass der Vertrieb diese Daten direkt beim Kunden erhebt.

#### (2) Mikrogeografische Daten

Die mikrogeografischen Daten werden von einem externen Marktforschungsunternehmen erhoben. Der sog. Wohngebietstyp ist ein bereits von diesem externen Unternehmen geclustertes Merkmal, das u.a. die Berufssituation, das Bildungsniveau und die Finanzsituation etc. der Kunden beschreibt. Die Kaufkraftklasse gibt an, ob der Kunde eine geringe, mittlere oder hohe Kaufkraft hat. Als letztes, beispielhaftes Attribut wurde die Versandhandelsneigung aufgeführt. Dieses Merkmal zeigt, in welchem Maße der Kunde gegenüber einer Direktmarketingaktion aufgeschlossen ist.

Datenobjekte	(Beispielhafte) Attribute	System/Herkunft
(1) Kundenstammdaten	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Kunde</li> <li>• Kundengruppe</li> <li>• Kundenstufe</li> <li>• Geburtsdatum</li> <li>• Geschlecht</li> </ul>	operatives CRM-System (Ausnahme: Kunden- gruppe)
(2) Mikrogeografische Daten	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Wohngebietstyp</li> <li>• Kaufkraftklasse</li> <li>• Versandhandelsneigung</li> </ul>	externe mikrogeografische Daten
(3) Kundenzufriedenheit/ -loyalität	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Beratung</li> <li>• Freundlichkeit</li> <li>• Image</li> <li>• Wiederkaufsabsicht</li> <li>• Zukaufsabsicht</li> <li>• Weiterempfehlungsabsicht</li> </ul>	Kundenumfragedaten
(4) Kundenangebot	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Angebot</li> <li>• Angebotsart</li> <li>• Angebotsposition</li> <li>• Datum</li> <li>• Mitarbeiter</li> <li>• Kampagne</li> <li>• Produkt</li> <li>• Angebotspreis</li> <li>• Angebotsmenge</li> </ul>	operatives CRM-System
(5) Kundenauftrag	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Auftrag</li> <li>• Auftragsart</li> <li>• Auftragsposition</li> <li>• Datum</li> <li>• Angebot</li> <li>• Mitarbeiter</li> <li>• Kampagne</li> <li>• Produkt</li> <li>• Auftragspreis</li> <li>• Auftragsmenge</li> </ul>	operatives CRM-System
(6) Rechnung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Rechnung</li> <li>• Rechnungsposition</li> <li>• Datum</li> <li>• Auftrag</li> <li>• Mitarbeiter</li> <li>• Kampagne</li> <li>• Produkt</li> <li>• Absatzpreis</li> <li>• Absatzmenge</li> </ul>	ERP-System
(7) Kontakte	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Kontakt</li> <li>• Datum</li> <li>• Kunde</li> <li>• Kontaktart</li> <li>• Kontaktgrund</li> </ul>	CRM-System
(8) Ergebnisrechnung	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Datum</li> <li>• Kunde</li> <li>• Kampagne</li> <li>• Produkt</li> <li>• Mitarbeiter</li> <li>• Erlöse</li> <li>• variable Kosten</li> <li>• Absatzmenge</li> </ul>	operatives CRM-System/ ERP- System

Tab. 6.3: Auswahl der Datenobjekte mit beispielhaften Attributen für die Implementierung des aCRM

### (3) Kundenzufriedenheit/-loyalität

Beim dem Datenobjekt „Kundenzufriedenheit/-loyalität“ wurden die Kundenzufriedenheitsdaten Beratung, Freundlichkeit und Image ausgewählt, um Erkenntnisse für die Kundenbeziehung zu erzielen. Die eigentliche Kundenloyalitätskennzahl wird aus dem Durchschnitt der Wiederkaufs-, Zukaufs- und Weiterempfehlungsabsichtswerte ermittelt (vgl. Kap. 3.2.3).

#### (4-6) Kundenangebot/Kundenauftrag/Rechnung

Die Attribute der Datenobjekte „Kundenangebot“, „Kundenauftrag“ und „Rechnung“ werden direkt im operativen Vertriebsprozess gespeichert. Die Zielsetzung aus Analyse-sicht besteht darin, direkt von der Kundengruppen- und -stufenebene auf die Angebote, Aufträge und Rechnungen herunterzubrechen. Es werden jeweils das Produkt, das Datum, der zuständige Mitarbeiter und die Mengen und Preise für jede Position erhoben. Zudem findet jeweils eine Zuordnung zur Kampagne statt, damit die Wirtschaftlichkeit der Kampagnen auch in Beziehung zu den Angeboten, Aufträgen und Rechnungen gesetzt werden kann. Bei den Angeboten bzw. Aufträgen kann zusätzlich noch nach der Art (z.B. Dienstleistung, Produktverkauf, Internetverkauf etc.) unterschieden werden.

#### (7) Kontakte

Um die Intensität der Kundenbeziehungen zu messen, sind die Kontaktinformationen zu den Kunden aus dem operativen CRM-System erforderlich. Das Kontaktdatum, die Kontaktart (persönlich, schriftlich, telefonisch, E-Mail etc.), der Kontaktgrund (Beratung, Beschwerde etc.) und der Mitarbeiter, der den Kontakt aufgenommen hat, sind beispielhaft für die Speicherung im BI-Data Warehouse von Interesse.

#### (8) Kampagnen-/Ergebnisrechnung

Für die Messung der Wirtschaftlichkeit der Kunden und Kampagnen werden im Datenobjekt „Kampagnen/Ergebnisrechnung“ die Erlöse und variablen Kosten (z.B. Herstellkosten) für jeden Kunden ausgewählt. Die Erlöse, variablen Kosten und Absatzmengen werden dagegen direkt im ERP-System abgebildet, weil sich dort traditionell die Komponenten Rechnungswesen, Controlling und Fakturierung (einschl. der Ergebnisrechnung) befinden. Für die Abbildung des gesamten Prozesses (Aufträge, Kampagnen etc.) bis zur Ergebnisrechnung liegt idealerweise eine bidirektionale Schnittstelle zwischen dem oCRM- und ERP-System vor. Sowohl die Kunden als auch die Kampagnen werden primär im operativen CRM-System gespeichert. Die Erlöse stammen aus der Fakturierung der Rechnungslegung. Damit die Wirtschaftlichkeit der Kampagne gemessen werden kann, sind die Erlös-, Kosten- und Absatzinformationen kampagnenbezogen zu speichern. Für weitere Analysesichten sind zusätzliche Attribute wie das Produkt und der zuständige Mitarbeiter relevant. In der betrieblichen Praxis müssen diese Datenobjekte detailliert ausgestaltet werden. Z.B. wird es durch die Abbildung einer kompletten Kundendeckungsbeitragsrechnung differenzierte Erlös- und Kostenpositionen geben (vgl. Kap. 3.2.2.2).

Da die Attribute unternehmensindividuell sind, wird in der weiteren Betrachtung primär auf die Abbildung der relevanten Datenobjekte in der Basis-Datenbank eingegangen.

### **6.4.2 Modellierung des Enterprise Data Warehouse**

Für die Abbildung der Datenobjekte wird auf das Konzept des Enterprise Data Warehouse zurückgegriffen, weil dieses sowohl für die Datenversorgung der Data Marts als auch für die Unterstützung der Data-Mining-Anwendungen Vorteile aufweist (vgl. Kap. 4.3.4). Für die Modellierung werden zwei EDW-Layer entwickelt (vgl. Abb. 6.8).

Auf die explizite Darstellung des ODS-Layers, der sich unterhalb der EDW-Layer befindet, wurde verzichtet, um die Komplexität zu reduzieren.

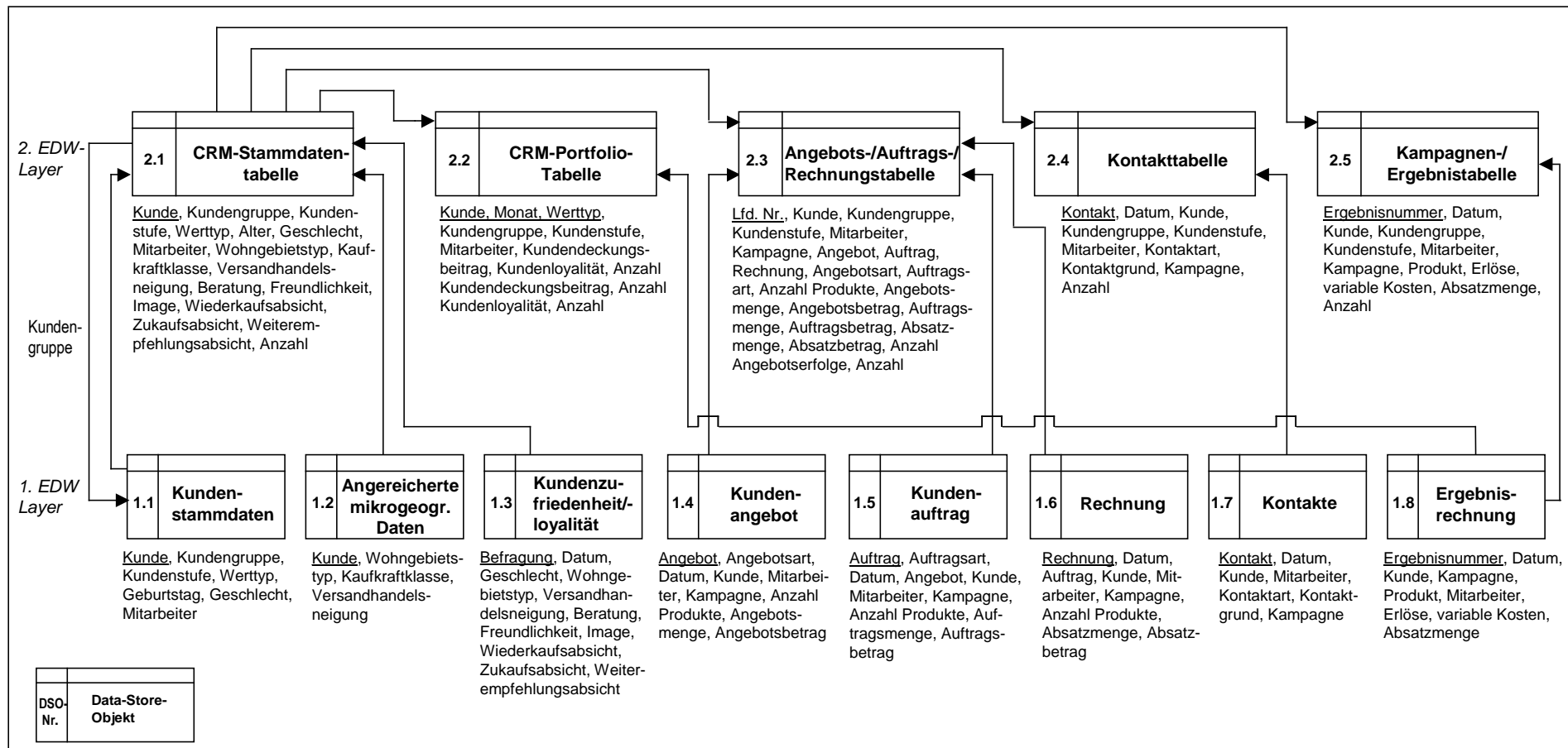


Abb. 6.8: Modellierung des Enterprise Data Warehouse für die aCRM-Implementierung durch zwei EDW-Layer

### 6.4.2.1 Abbildung der Data-Store-Objekte (DSO) im ersten EDW-Layer

Die DSO-Tabellen des ersten EDW-Layers entsprechen überwiegend den bereits beschriebenen Datenobjekten. Für jedes Datenobjekt gibt es genau eine DSO-Tabelle.

#### (1) 1. EDW-Layer: Kundenstammdaten (DSO-Nr. 1.1)

Der Primärschlüssel für die Kundenstammdaten ist der Kunde. Weitere Attribute des Kunden sind beispielhaft der Geburtstag und das Geschlecht.

Für eine eindeutige Verantwortung ist jedem Kunden genau ein Vertriebsmitarbeiter zugeordnet. Die Zuordnung erfolgt über das Gebietsmanagement (z.B. über PLZ) im operativen CRM-System (vgl. Kap. 2.4.2.2). Im BI-Data Warehouse wird deshalb der Mitarbeiter als weiteres Attribut den Kundenstammdaten hinzugefügt.

Als weiteres Attribut wird zusätzlich der sog. „Werttyp“ aufgenommen. Der Werttyp ist für das Kundenstufenmanagement u.a. für die Kennzahlenberechnungen im CRM-Controlling entscheidend. Wenn ein Kundenstufenwechsel z.B. von einem Akquisekunden zum Bestandskunden erfolgt, wird dieser Kundenstufenwechsel für diesen Kunden mit dem Werttyp „Ist (Wechsel)“ dokumentiert. Andernfalls haben die Kunden den Werttyp „Ist“. Der Werttyp „Ist (Wechsel)“ ist in diesem Beispiel für die Berechnung der Akquisquote notwendig. Eine alternative Möglichkeit wäre, die Kundenstammdaten historisch (durch Einfügen der Attribute „Anfangs“- und „Enddatum“) zu speichern. Aus Performancegründen wurde aber auf die Historie bei den Kundenstammdaten verzichtet. Es befinden sich immer nur die aktuellen Stammdaten im BI-Data Warehouse. Konsequenz ist, dass der Werttyp „Ist-Wechsel“ genau für einen Monat den Kundenstufenwechsel anzeigt (vgl. CRM-Portfolio-Tabelle, DSO-Nr. 2.2). Beim Monatswechsel wird der Werttyp wieder zur Ausprägung „Ist“ zurückgesetzt. Zur Berechnung der CRM-Kennzahlen des Kundenstufenmanagements wurde der Monat als unterste Speicherungsebene für die Steuerung als ausreichend angesehen. Damit können monatlich die jeweiligen Kundenstufenwechselquoten (Akquise-, Bestandskunden-, Cross-/Up-Selling-, Wechsel-, Reakquisequote) analysiert werden.

#### (2) 1. EDW-Layer: Angereicherte mikrogeografische Daten (DSO-Nr. 1.2)

Die mikrogeografischen Daten haben wie die Kundenstammdaten den Kunden als Primärschlüssel. Sie wurden über die Adresse des Kunden angereichert. Die Anreicherung hat im ODS-Layer stattgefunden (vgl. Kap 6.4.3).

(3) 1. EDW-Layer: Kundenzufriedenheit/-loyalität (DSO-Nr. 1.3)

Für die Kundenzufriedenheits-/loyalitätsdaten ist die Befragungsnummer der Primärschlüssel. Die Kundenloyalität wird durch die Wiederkaufs-, Zukaufs- und Weiterempfehlungsabsicht über eine Kundenumfrage ermittelt.

Für die Anreicherung zu den internen Kundenstammdaten wurden für die Anwendung des Data Matchings als Strukturvariablen das Geschlecht, der Wohngebietstyp, die Kaufkraftklasse und die Versandhandelsneigung gewählt (vgl. Kap. 4.5.2.4).

Auf den Datenbeschaffungsprozess wird in Kap. 6.4.3 näher eingegangen.

(4) 1. EDW-Layer: Kundenangebot/-auftrag/-rechnung (DSO-Nr. 1.4-1.6)

Die Primärschlüssel für die Angebote, Aufträge, Rechnungen sind die entsprechenden Angebots-, Auftrags- und Rechnungsnummern. Die Zusammenführung der einzelnen Angebots-, Auftrags- und Rechnungspositionen haben bereits stattgefunden (vgl. Kap. 6.4.3). Deshalb sind im Datenmodell jeweils nur noch die Anzahl der Produkte und die Beträge (Preis\*Menge) als Attribute modelliert.

(5) 1. EDW-Layer: Kontakte/Ergebnisrechnung (DSO-Nr. 1.7-1.8)

Die Kontakte haben eine entsprechende Kontaktnummer als Primärschlüssel. Wesentliche Attribute zu dem gespeicherten Kontakt sind z.B. die Kontaktart und der Kontaktgrund.

Für den effizienten Zugriff auf die Ergebnisdaten wurde eine künstliche Ergebnisnummer geschaffen. Andernfalls müsste ein Primärschlüssel über alle Merkmalsattribute wie Kunde, Kampagne, Produkt und Mitarbeiter gebildet werden.

#### 6.4.2.2 Abbildung der Data-Store-Objekte (DSO) im zweiten EDW-Layer

Aus den Daten des ersten EDW-Layers werden die DSO-Tabellen des zweiten EDW-Layers aufgebaut. Eine Ausnahme bildet die CRM-Portfolio-Tabelle (DSO-Nr. 2.2). Diese erhält auch Daten aus der CRM-Stammdatentabelle (DSO-Nr. 2.1). Die DSO-Tabellen mit Bewegungsdaten (DSO-Nr. 2.2-2.5) im zweiten EDW-Layer sind in der Weise modelliert, dass jede einzelne DSO-Tabelle genau einen Data Mart versorgt (vgl. Kap. 6.5).

(1) 2. EDW-Layer: CRM-Stammdatentabelle (DSO-Nr. 2.1)

Sofern die DSO-Tabellen reine Stammdaten sind, findet keine Datenversorgung für die Data Marts statt. Die zentrale CRM-Stammdatentabelle wird hier beispielhaft für das aCRM-Konzept angeführt. Diese DSO-Tabelle versorgt die „Kundenstammdatentabelle“

(Stammdaten-Nr. 4.1) bei der Modellierung von Data Marts auf Basis des erweiterten Starschema-Konzeptes (vgl. Kap. 6.5). Alle Data Marts (mit den Kundennummern) greifen auf diese zentrale Tabelle für Kunden zu, in der sich alle Kundenstammdaten befinden (vgl. Kap. 6.5.2).

Die CRM-Stammdatentabelle wurde aus den DSO-Tabellen der „Kundenstammdaten“, der „angereicherten mikrogeografischen Daten“ und der „Kundenzufriedenheits-/loyalitätsdaten“ des ersten EDW-Layers (DSO-Nr. 1.1-1.3) gebildet. Die Zusammenführung erfolgt über die Kunden als Primärschlüssel. Bei den Kundenzufriedenheits-/loyalitätsdaten wird hierzu das Data-Matching-Verfahren angewendet. Auch in der CRM-Stammdatentabelle wird das Attribut „Werttyp“ gespeichert, um den Kundenstufenwechsel für die Kennzahlenberechnungen des CRM-Controllings zu dokumentieren (vgl. Kap. 6.2.2).

Diese CRM-Stammdatentabelle versorgt zentral die Kundengruppen und Kundenstufen für alle DSO-Tabellen des zweiten EDW-Layers. Damit ist sichergestellt, dass die Kundengruppen bzw. -stufen in allen Data-Store-Objekten konsistent sind. Nachteilig an diesem Konzept ist, dass bei erneutem Laden der Bewegungsdaten (Angebots-, Auftrags-, Rechnungs-, Kontakt- und Ergebnisrechnungsdaten) sich die Kundengruppen und -stufen verändert haben könnten. Aufgrund von Datenschiefständen müsste z.B. ein erneuter Ladeprozess aufgesetzt werden. Die alten Daten würden entsprechend gelöscht werden. In diesem Ladeprozess würden die aktuellen Kundengruppen und -stufen angereichert werden, da die CRM-Stammdatentabelle (wie die Kundenstammdaten) keine Historie speichert. Eine Alternative wäre, dass die Kundengruppen und -stufen direkt in den Prozessen bzw. Belegen (Angebots-, Auftragsprozess etc.) der operativen Vorkontrollsysteme gespeichert werden. Die Belegverarbeitung und -speicherung müsste entsprechend modifiziert werden. Diese alternative Möglichkeit hat aber ihre Grenzen, wenn Archivierungen in den operativen Vorkontrollsystemen durchgeführt werden. In dem vorliegenden Ansatz für die Ausgestaltung der Datenbasis der aCRM-Implementierung wurde deshalb entschieden, dass zentral über die CRM-Stammdatentabelle die Kundengruppen- und -stufenverteilung im BI-Data Warehouse stattfindet.

Eine weitere Besonderheit liegt bei den Kundengruppen vor. Da sie über Data-Mining automatisch auf Basis des Data-Mining-Layers pro Kundendatensatz ermittelt werden (vgl. Kap. 6.6.1 und Kap. 6.6.2), findet eine Rückführung dieser Daten über der CRM-Stammdatentabelle (2. EDW-Layer) an das Data-Store-Objekt der „Kundenstammdaten“ des ersten EDW-Layers statt (und danach weiter ins operative CRM-System).



(2) 2. EDW-Layer: CRM-Portfolio-Tabelle (DSO-Nr. 2.2)

Als weiteres Data-Store-Objekt des zweiten EDW-Layers wird die sog. CRM-Portfolio-Tabelle erstellt. Diese Tabelle stellt die Basis für das in Kap. 3.3. entwickelte CRM-Portfolio dar. Die Basisinformationen stammen aus den DSO-Tabellen „CRM-Stammdatentabelle“ (DSO-Nr. 2.1) und „Ergebnisrechnung“ (DSO-Nr. 1.8). Primärschlüssel sind der Kunde, Monat und Werttyp. Für strategische und taktische Entscheidungen wurde die Monatsebene als unterste Speicherungsebene als ausreichend angesehen. Der Werttyp wurde als weiterer Primärschlüssel aufgenommen. Dieses Attribut erhält in der CRM-Portfolio-Tabelle nicht nur die Ausprägungen „Ist“ und „Ist (Wechsel)“, sondern auch die Ausprägung „Potenzial“. Über die Ausprägung „Potenzial“ werden die Data-Mining-Ergebnisse der Potenzialberechnungen gespeichert. In Kap. 6.6 werden die Data-Mining-Analysen speziell hierfür erörtert. Die Rückführung der Data-Mining-Ergebnisse findet letztendlich in die CRM-Portfolio-Tabelle statt. Damit stellt die CRM-Portfolio-Tabelle sowohl die Datenbasis für das Ist-CRM-Portfolio als auch für das Planungs-CRM-Portfolio aus Kap. 3.5.2. dar. Für die Darstellung der Ergebnisse im Cockpit werden die gesamten Daten danach in den CRM-Portfolio-Data Mart geladen (vgl. Kap. 6.5.3).

Als weitere Informationen erhält die CRM-Portfolio-Tabelle die Kundengruppe, -stufe und die -loyalität aus der CRM-Stammdatentabelle. Die Kundenloyalitätsermittlung erfolgt in dem Datentransferprozess aus der Durchschnittsberechnung der Wiederkaufs-, Zukaufs- und Weiterempfehlungsabsicht.

Aus der DSO-Tabelle Ergebnisrechnung stammen die Kundendeckungsbeiträge, die sich aus den Erlösen und variablen Kosten berechnen. Diese werden im Datentransferprozess für die CRM-Portfolio-Tabelle auf Monatsebene pro Kunde aggregiert.

Zusätzlich werden die Kennzahlen „Anzahl Kundendeckungsbeitrag“ und „Anzahl Kundenloyalität“ aufgenommen. Die Gründe werden gesondert im nächsten Abschnitt 6.4.2.3 erörtert.

(3) 2. EDW-Layer: Angebots-/Auftrags-/Rechnungstabelle (DSO-Nr. 2.3)

Die Angebots-/Auftrags-/Rechnungstabelle ist eine Zusammenfassung der DSO-Tabellen „Kundenangebot“, „Kundenauftrag“ und „Rechnung“, um übergreifende Detailanalysen je Kunden durchführen zu können. Insbesondere der Verlauf vom Angebot über den Auftrag bis zur Rechnung soll für Qualitätschecks eingesehen werden. Während die Vertriebsmitarbeiter die Angebote und Aufträge erstellen, werden die Rechnungen von Mitarbeitern aus der Abrechnung gestellt. Betragsdifferenzen zwischen den einzelnen Phasen können mit dieser Analyse aufgedeckt werden.

Die Zusammenführung erfolgt über den künstlichen Primärschlüssel „Lfd. Nummer“. Zunächst werden die Angebotsdaten geladen. Danach folgen die Auftragsdaten. Weil die Zuordnung der Aufträge zu den einzelnen Angeboten bekannt ist, kann in der Fortschreibung der Auftragsdaten in die Angebots-/Auftrags-/Rechnungstabelle der gleiche Datensatz wie die Angebotsdaten verwendet werden. Das gleiche Prinzip kann in dem nachfolgenden Ladevorgang für die Rechnungen durchgeführt werden. Allerdings funktioniert die Fortschreibung in einem Datensatz nur, wenn eine 1:1:1-Beziehung zwischen Angebot, Auftrag und Rechnung vorliegt. Andernfalls müsste ein neuer Datensatz eröffnet werden. Für die EDW-Speicherung ist diese Modellierungsform (mit möglichen Leerfeldern) ausreichend. Im Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-Data Mart liegt eine effizientere Speicherungsform vor (vgl. Kap. 6.5.5).

Als Vorbereitung für die Data-Mart-Versorgung wird zusätzlich die Anzahl der Angebotserfolge gespeichert. Das Attribut „Anzahl der Angebotserfolge“ ist für die Berechnung der CRM-Kennzahl Angebotserfolgsquote relevant. Das Attribut wird dann in einem Datensatz mit einer Zahl „1“ versehen, wenn es zu einem Angebot auch einen Auftrag gibt. Über die „normalen“ Anzahlberechnungen der Angebote und Aufträge könnte man ansonsten auf der *aggregierten* Ebene nicht mehr erkennen, ob aus dem Angebot ein Auftrag entstanden ist. Genau diese Verknüpfung wird über das Attribut „Anzahl der Angebotserfolge“ dokumentiert.

(4) 2. EDW-Layer: Kontakttable (DSO-Nr. 2.4)

Um die Intensität der Kundenbeziehung kundengruppen- und -stufenbezogen zu analysieren, wurde in der Kontakttable zusätzlich zu den Attributen des Data-Store-Objektes „Kontakte“ des ersten EDW-Layers die Kundengruppe und -stufe aus der CRM-Stammdatentable aufgenommen.

(5) 2. EDW-Layer: Kampagnen-/Ergebnistable (DSO-Nr. 2.5)

Während über die CRM-Portfolio-Table Wirtschaftlichkeitsbetrachtungen auf Monats- und Kundenebene durchgeführt werden können, sind über die Kampagnen-/Ergebnistable Profitabilitätsanalysen auf Tages-, Kampagnen- und Produktebene möglich. Für eine kundengruppen-/stufenbezogene Sicht wurde wie bei der Kontakttable die Kampagnen-/Ergebnistable um die Kundengruppe und -stufe angereichert.

### 6.4.2.3 Problembereiche der Modellierung der CRM-Portfolio-Tabelle

Da die Entwicklung des CRM-Portfolios das zentrale Element im aCRM-Konzept darstellt, wird im Besonderen auf die Problembereiche der Modellierung des Data-Store-Objektes „CRM-Portfolio-Tabelle“ der zweiten Stufe eingegangen.

Eine Problematik liegt in den unterschiedlichen Häufigkeiten der Speicherung des Kundenwertes und der Kundenloyalität. Die Kundenwertermittlung bspw. in Form einer Kundendeckungsbeitragsrechnung erfolgt auf der Erlösseite über die Rechnungsstellung. Die in der Zeitperiode entstandenen variablen Kosten werden den Kunden entsprechend zugeordnet.

Die Kundenloyalitätsermittlung wird dagegen nicht in dieser Häufigkeit ermittelt. Wenn ein Regelprozess aufgesetzt wird, der zur erfolgreichen Umsetzung des aCRM-Konzeptes erforderlich ist, sollte zumindest einmal im Jahr die Kundenloyalität je Kunden vorliegen. Da im CRM-Portfolio die Positionierung der Kundengruppen über die Durchschnittsbetrachtung erfolgt, ist zu prüfen, ob die Durchschnittsberechnung des Kundendeckungsbeitrags und der Kundenloyalität richtig durchgeführt wird. Die Prüfung wird an einem konkreten fiktiven Beispiel gezeigt.

#### (1) Fiktives Beispiel für eine falsche Modellierung

Die Ausgangsdaten stammen aus der Ergebnis- und Kundenloyalitätstabelle. Zur Vereinheitlichung wird die Monatsebene betrachtet. Mit dem Kunden „Müller“ wurde im Jahr 2007 ein Kundendeckungsbeitrag im Januar von 50 € und im April von 40 € erzielt. Der Kunde „Krause“ hat im März 2007 den Kundendeckungsbeitrag von 30 €. Beide Kunden befinden sich in der Kundengruppe 1. Bei der Kundenloyalitätsermittlung liegt bei dem Kunden „Müller“ eine Loyalität von 100 für das Jahr 2007 vor. Dagegen liegt beim Kunden „Krause“ eine Loyalität von 66 im Jahr 2006 vor. Beide Erhebungen wurden jeweils im Juni durchgeführt.

Um die Durchschnittsberechnungen zu simulieren, wurde als Verdichtungsebene die Kunden-/Jahresebene gewählt (vgl. CRM-Portfolio-Tabelle der Abb. 6.9). Über die Anzahlspalte erkennt man die Aggregationsbildung. Aus Analysesicht wurden danach drei Analysen für die Durchschnittsberechnung vorgenommen. Zunächst wird eine Durchschnittsberechnung pro Kunde und Jahr durchgeführt (*Kundenebene*). Die 2. Analyse zeigt die Durchschnittsberechnung auf *Jahresebene* (Darstellung des CRM-Portfolios pro Jahr) und das 3. Szenario auf *Kundengruppenebene* zeitunabhängig (also ab Beginn der Datenspeicherung).

Alle drei Durchschnittsberechnungen sowohl für den Kundendeckungsbeitrag als auch für die Kundenloyalität sind falsch. Auf Kundengruppenebene dürfte nur ein durchschnitt-

licher Kundendeckungsbeitrag von 40 € vorliegen und eine durchschnittliche Kundenloyalität von 83. Das Ergebnis der Berechnung ist allerdings ein durchschnittlicher Kundendeckungsbeitrag von 24 € und eine durchschnittliche Kundenloyalität von 33,2. Der Grund liegt darin, dass der „Zähler“ die Anzahl der Datensätze zählt.

**1) Ausgangsdaten**

*Ergebnistabelle*

Kunde	Monat	Jahr	K.gruppe	K.-DB	Anzahl
Müller	Januar	2007	1	50	1
Krause	März	2007	1	30	1
Müller	April	2007	1	40	1

*Kundenloyalitätstabelle:*

Kunde	Monat	Jahr	K.gruppe	KL	Anzahl
Müller	Juni	2007	1	100	1
Krause	Juni	2006	1	66	1

**2) Verdichtungssicht**

*CRM-Portfolio-Tabelle:*

Kunde	Jahr	K.gruppe	K.-DB	KL	Anzahl
Müller	2007	1	90	100	3
Krause	2007	1	30	-	1
Krause	2006	1	-	66	1

Zähler „Datensätze“ ist aus Analysesicht falsch

**3) Analysesicht**

*Kundenebene:*

Kunde	Jahr	K.gruppe	Ø-K.-DB	Ø-KL
Müller	2007	1	30	33,33
Krause	2007	1	30	-
Krause	2006	1	-	66

Falsch  Ø-Kunden-DB und Ø-Kundenloyalität sind falsch

*Jahresebene:*

Jahr	K.gruppe	Ø-K.-DB	Ø-KL
2007	1	30	25
2006	1	-	66

Falsch  Ø-Kunden-DB und Ø-Kundenloyalität sind falsch

*Kundengruppenebene:*

K.gruppe	Ø-K.-DB	Ø-KL
1	24	33,20

Falsch  Ø-Kunden-DB und Ø-Kundenloyalität sind falsch

K.-DB: Kundendeckungsbeitrag (in €)    KL: Kundenloyalität

Abb. 6.9: Falsche Modellierung der CRM-Portfolio-Tabelle aus Analysesicht

Da die Ergebnis- und Kundenloyalitätstabelle insgesamt 5 Datensätze haben, wird auch diese falsche Zahl für die Durchschnittsberechnung herangezogen. Dieses Simulationsbeispiel zeigt insgesamt, dass das Zusammenführen der Daten aus unterschiedlichen DSO-Tabellen nicht nur aus Speicherungssicht, sondern auch aus Analysesicht betrachtet werden muss.

## (2) Fiktives Beispiel für eine richtige Modellierung

Der Lösungsansatz ist in Abb. 6.10 dargestellt. Es werden jeweils ein Zähler für den Kundendeckungsbeitrag und ein Zähler für die Kundenloyalität als Attribute zusätzlich modelliert. Die Verdichtungssicht zeigt die unterschiedlichen Anzahlspalten (vgl. CRM-Portfolio-Tabelle in Abb. 6.10) Werden nun die Durchschnittsberechnungen sowohl für den Kundendeckungsbeitrag als auch für die Kundenloyalität durchgeführt, werden nun die richtigen Ergebnisse berechnet. Auf *Kundenebene* wurde bspw. mit dem Kunden „Müller“ ein durchschnittlicher Kundendeckungsbeitrag von 45 € und eine durchschnittliche Kundenloyalität von 100 erreicht. Für den Kunden „Krause“ ergeben sich der richtige Kundendeckungsbeitrag von 30 € (für 2007) und die richtige Kundenloyalität von 66 (für 2006).

Bezogen auf die Modellierung des EDW-Modells muss das Data-Store-Objekt „CRM-Portfolio-Tabelle“ um die zwei Attribute „Anzahl Kundendeckungsbeitrag“ und „Anzahl Kundenloyalität“ ergänzt werden (vgl. Kap. 6.4.2.2).

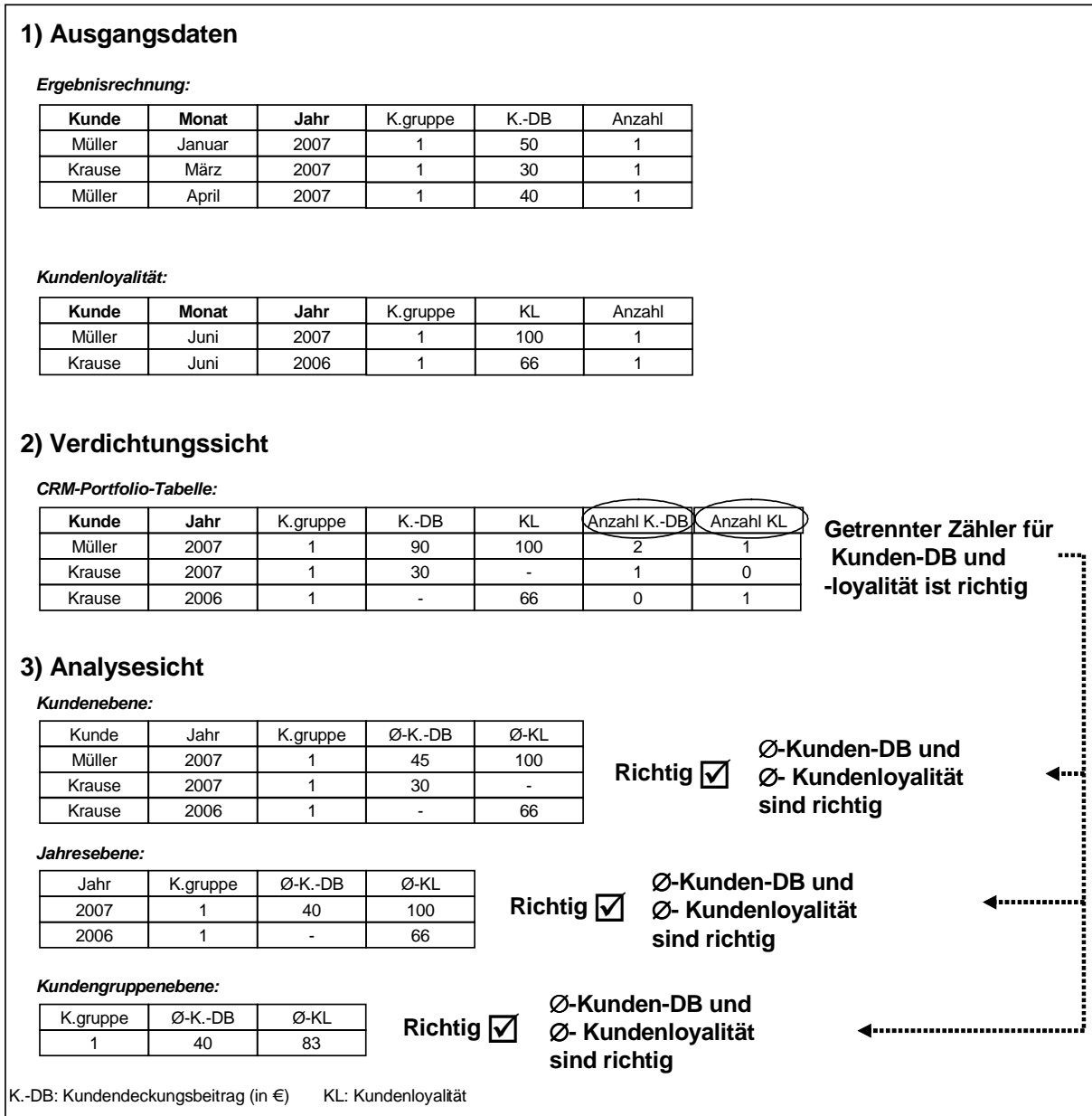


Abb. 6.10: Richtige Modellierung der CRM-Portfolio-Tabelle aus Analysesicht

### 6.4.3 Datenbeschaffung für das Enterprise Data Warehouse

Die Zielsetzung der Datenbeschaffung besteht darin, dass die Data-Store-Objekte des ersten EDW-Layers regelmäßig und automatisch mit Daten versorgt werden (=automatisierte Datenintegration). Diese Versorgung erfolgt über den Operational Data Store-Layer, der zur Verringerung der Komplexität nicht explizit dargestellt wurde.

Bspw. liegen im oCRM- und ERP-System für die Angebote, Aufträge und Rechnungen gemäß Normalisierung jeweils zwei Tabellen vor: Eine Kopf- (z.B. mit den Attributen Auftrag, Kunde, Mitarbeiter, Kampagne) und eine Positionstabelle (z.B. Auftragsposition, Produkt, Preis, Menge). Diese Tabellen würden in den ODS-Layer getrennt geladen und können ggf. auch für

operative Auswertungen analysiert werden. Die Zusammenführung der jeweiligen Kopf- und Positionstabellen erfolgt dann im dargestellten ersten EDW-Layer.

Die Kundenstammdaten können aus dem oCRM-System über den ODS-Layer direkt in den ersten EDW-Layer geladen werden. Auch die Kontaktdaten aus dem operativen CRM-System sind 1:1 über den ODS-Layer in den ersten EDW-Layer zu übernehmen. Bei den mikrogeografischen Daten und den Kundenzufriedenheits-/loyalitätsdaten ist diese einfache Datenübernahme nicht möglich.

Um die mikrogeografischen Daten anzureichern, müssen zunächst die Adressen des Unternehmens zu einem ausgewählten externen Marktforschungsunternehmen für die Anreicherung gesendet werden. Es ist zu überlegen, an welcher Stelle die Selektion der Adressen erfolgt. Sie kann entweder direkt im operativen System oder auch im BI-Data-Warehouse-System erfolgen. Zur Nachvollziehbarkeit der Datenflüsse im Sinne einer Qualitätssicherung ist es ratsam, im Enterprise Data Warehouse diese Selektion durchzuführen. Dies sollte in einem Data-Store-Objekt im ODS-Layer erfolgen, bevor die Versendung zum Marktforschungsunternehmen erfolgt. Die Rückführung der angereicherten mikrogeografischen Daten findet als erste Speicherungsebene wieder im ODS-Layer statt.

Auch die Versendung der Adressdaten für die Kundenumfrage sollte über eine DSO-Tabelle im ODS-Layer erfolgen. Im Vorfeld sind mit dem Marktforschungsinstitut die Strukturvariablen abzustimmen. Diese werden zu den Adressdaten des Unternehmens mitgeliefert. Im vorliegenden Beispiel sind diese Daten aus der CRM-Stammdatentabelle zu entnehmen, weil die Strukturvariablen aus den Kundenstammdaten und aus den mikrogeografischen Daten stammen. Die Zusammenführung dieser Daten hat in der CRM-Stammdatentabelle stattgefunden. Sofern das Marktforschungsinstitut an die ausgewählten Kunden Fragebögen versendet, sind diese Strukturvariablen z.B. in Form eines kundenspezifischen codierten Schlüssels auf jeden Fragebogen zu drucken. Bei dem Rücklauf der ausgefüllten Fragebögen kann aber keine personenbezogene Zuordnung mehr zu den Kunden erfolgen. Die Speicherung der Daten erfolgt auf Strukturvariablenebene, indem der codierte Schlüssel wieder zurücktransformiert wird. Die Datensätze werden anschließend zum Unternehmen gesendet. Die Speicherung dieser Daten erfolgt zunächst in einer DSO-Tabelle des ODS-Layers. An dieser Stelle können vom Unternehmen erste operative Analysen (Qualitätssicherung, Responses etc.) durchgeführt werden. Erst mit ausreichender Datenqualität gelangen sie danach in den EDW-Layer.

Die technische Umsetzung für den Aufbau der Datenbasis der aCRM-Implementierung erfolgt mit den beschriebenen Datenextraktions- und -transformationstechniken aus Kapitel 4.5.

## 6.5 Aufbau der Data Marts für die Ausgestaltung des CRM-Controllings

Nach dem Aufbau des Enterprise Data Warehouse für die aCRM-Implementierung wird die aggregierte Datenhaltungsebene mit den Data Marts aufgebaut. Auf Basis der gesammelten Erkenntnisse der Starschema-Modellierung in Kap. 4.4 werden im Folgenden konkrete Data Marts für die Ausgestaltung des CRM-Controllings entwickelt. Für die Data-Mart-Modellierung wird auf das Konzept des erweiterten Starschemas zurückgegriffen, weil es insbesondere auf der Anwendungsseite und in der Modellierung (n:m-Beziehungen, Abbildung von Hierarchien etc.) Vorteile aufweist (vgl. Kap. 4.4.2.4).

### 6.5.1 Modellierung auf Basis des erweiterten Starschema-Konzeptes

Für die Stammdatenmodellierung des erweiterten Starschemas ist der Kundenstamm (Nr. 4.1) das zentrale Element im aCRM-Konzept. Der Kundenstamm versorgt zentral die Data Marts. Für die Bereitstellung aller geforderten Kennzahlen einschließlich der Darstellung der Navigationsebenen im Cockpit (vgl. Kap. 6.2.2 und Kap. 6.3) wird ein CRM-Portfolio-Data Mart (Nr. 4.2), ein Kampagnen-/Ergebnis-Data Mart (Nr. 4.3), ein Kontakt-Data Mart (Nr. 4.4) und ein Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-Data Mart (Nr. 4.5) entwickelt.

Abb. 6.11 zeigt die Einordnung der Kundenstammdaten und der Data Marts in die BI-Data-Warehouse-Architektur. Dabei sind die Kundenstammdaten nicht eindeutig einer Datenhaltungsebene zuzuordnen. Sowohl bei den Data-Mart-Analysen (aggregierte Ebene) als auch bei den operativen Basis-Datenbank-Analysen (detaillierte Ebene) kann zentral auf die einheitlichen Stammdaten zugegriffen werden.

Die Auswahl der Attribute für die Data Marts und die Kundenstammdaten orientiert sich an den Attributen der Basis-Datenbank aus Kap. 6.4. Abb. 6.11 zeigt hierzu die Datenflüsse zwischen den Data-Store-Objekten des zweiten EDW-Layers und der Data Marts einschließlich der Kundenstammdaten.



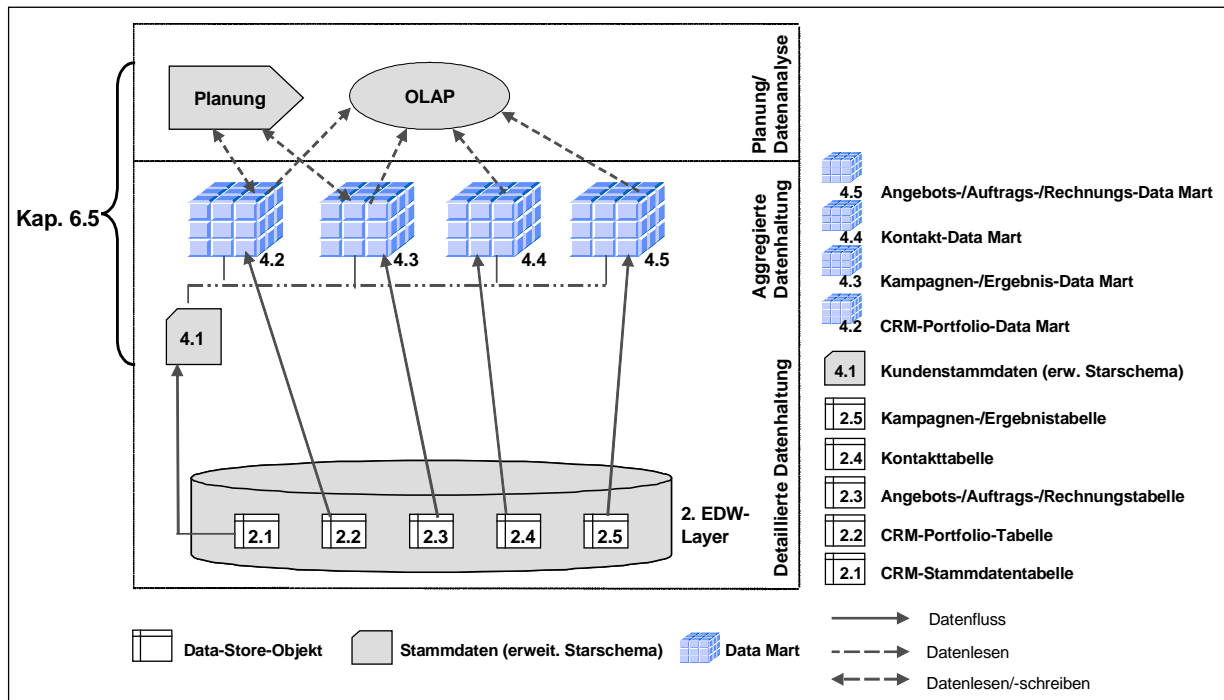


Abb. 6.11: Einordnung der Data Marts/Stammdaten in die BI-Data-Warehouse-Architektur für die aCRM-Implementierung

### 6.5.2 Zentrale Kundenstammdaten

Als Basis für die Data Marts ist der Stammdatenbereich der vier Data Marts auszugestalten. Für jedes Attribut in den Dimensionstabellen der Starschemata kann es Stammdaten (z.B. Produktstamm, Mitarbeiterstamm, Kampagnendefinition etc.) geben. Am Beispiel der zentralen Kundenstammdaten (Nr. 4.1) wird der Stammdatenbereich verdeutlicht.

#### (1) Aufgaben

Der Stammdatenbereich hat bezogen auf die Kunden die Aufgabe, dass eine einheitliche und aktuelle Kundenstammtabelle für die Akquisekunden und bestehenden Kunden vorliegt, auf die alle Data Marts zugreifen können. Zudem müssen den Kunden die aus der CRM-Strategie hergeleiteten Kundengruppen zugeordnet werden. Neben der Kundengruppe ist auch die Kundenstufe als Attribut in der Stammdatenmodellierung aufzunehmen. Zum Kunden sind zudem alle relevanten CRM-Informationen zu speichern. Die erforderlichen Kundeninformationen sind dabei nicht allgemeingültig, sondern die Auswahl ist unternehmensbezogen zu entscheiden.

Eine weitere Aufgabe besteht darin, immer den aktuellen Kundenbestand (=Anzahl) zur Verfügung zu stellen, damit der durchschnittliche Kundendeckungsbeitrag und die durchschnittliche Kundenloyalität im CRM-Portfolio berechnet werden können (vgl. Kap. 6.5.3).

## (2) Umsetzung

Abb. 6.12 zeigt die zentrale Kundenstamm-Modellierung für alle Data Marts in der Tabellendarstellung.

Der Kunde wird in den Kundenstammdaten des erweiterten Starschemas durch die Kundengruppe und die Kundenstufe charakterisiert. Die Kundenstammdaten des erweiterten Starschemas werden dabei regelmäßig aus der CRM-Stammdatentabelle (DSO-Nr. 2.1) des zweiten EDW-Layers versorgt (vgl. Abb. 6.11).

Es werden weitere Kundeninformationen in der zentralen Kundenstammtabelle wie das Alter, die Kaufkraft oder der Wohngebietstyp gespeichert. Während das Alter intern im Unternehmen im Rahmen der Kundenbetreuung ermittelt wird, wurden die Kaufkraft und der Wohngebietstyp über die Adresse automatisch angereichert. Es handelt sich hierbei um mikrogeografische Daten (vgl. Kap. 6.4.1).

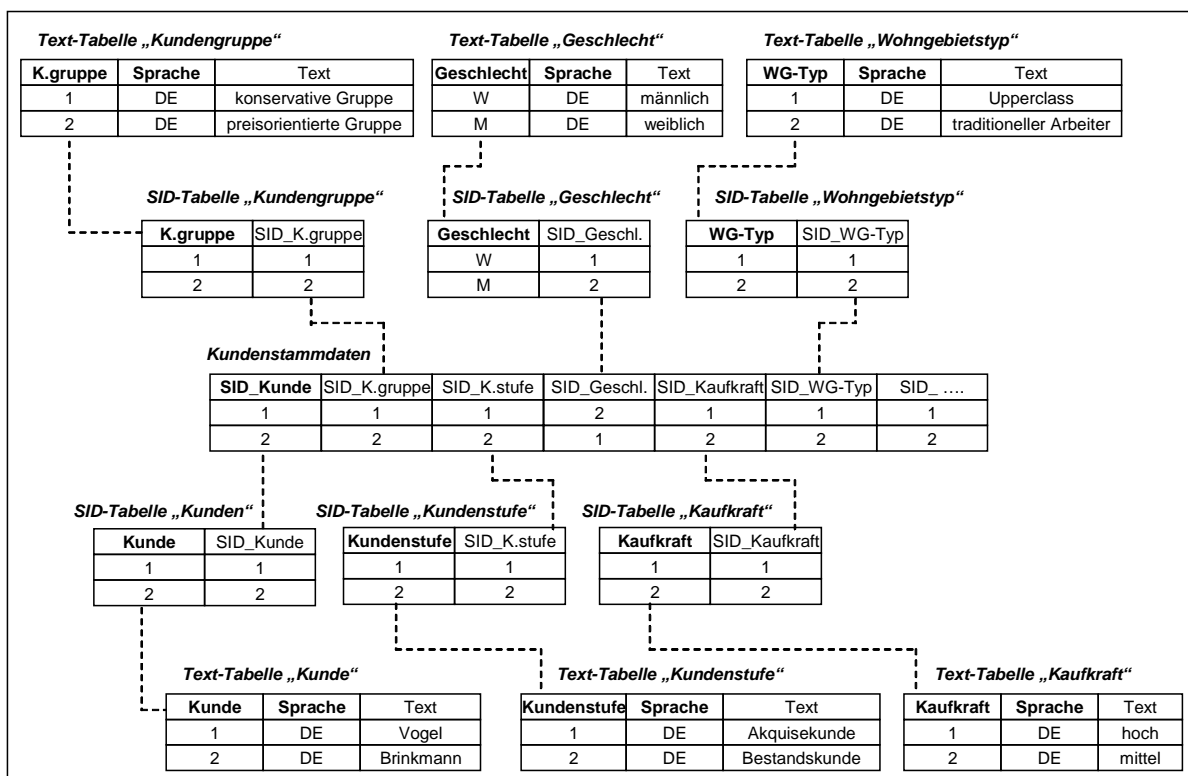


Abb. 6.12: Zentrale Kundenstamm-Modellierung für alle Data Marts (Tabellendarstellung)

Gemäß dem erweiterten Starschema-Ansatz besteht die zentrale Kundenstammtabelle nur aus SID-Nummern. Die Textinformationen zu den Attributen werden in separaten sprachabhängigen Texttabellen gespeichert. Eine Verknüpfung zur zentralen Kundenstammtabelle findet über die für jedes Attribut angelegte SID-Tabelle statt.

Abb. 6.12 zeigt bspw. zwei Kunden in der Kundenstammtabelle. Kunde 1 ist Herr Vogel. Er ist ein Akquisekunde mit hoher Kaufkraft und wird in die „Upperclass“ eingestuft. Dagegen ist Frau Brinkmann eine Bestandskundin und wird der preisorientierten Kundengruppe zugeordnet. Sie hat eine mittlere Kaufkraft und wird als „traditionelle Arbeiterin“ charakterisiert.

Das Beispiel verdeutlicht, dass über Data-Mining strategische Kundengruppen gebildet werden, die in der zentralen Kundenstammtabelle gespeichert werden (vgl. Kap. 6.6). Gemäß dem aCRM-Ansatz wurden die Kundengruppen für die bestehenden Kunden im Rahmen der CRM-Portfolio-Entwicklung gebildet (vgl. Kap. 3.5.1). Im Beispiel wurde dabei Herr Vogel der konservativen Kundengruppe zugeordnet.

Damit die Ansprache der Akquisekunden nicht mit zu großem Streuverlust erfolgt, werden die Kundengruppen der bestehenden Kunden über Data-Mining auf die Akquisekunden übertragen. Voraussetzung ist, dass zuvor eine Anreicherung der Akquisekunden über mikrogeografische Daten erfolgte (vgl. Kap. 3.5.1.2). Von Frau Brinkmann muss also zumindest die Adresse bekannt sein. Auf dieser Basis ist es möglich, automatisch die Akquisekunden über die mikrogeografischen Daten in die Kundengruppen zu klassifizieren. Dadurch kann die Ansprache der Akquisekunden zielgruppenorientiert erfolgen.

### 6.5.3 CRM-Portfolio-Starschema

Der wichtigste Data Mart für die Realisierung des CRM-Portfolios ist das CRM-Portfolio-Starschema (Nr. 4.2).

#### (1) Aufgaben

Das CRM-Portfolio-Starschema unterstützt die Planung und Steuerung der CRM-Strategieentwicklung. Zunächst hat das Starschema die Aufgabe, die notwendigen Informationen (Merkmale und Basiskennzahlen) für die Erstellung des CRM-Portfolios hinsichtlich Akquisekunden und bestehenden Kunden bereitzustellen. Auf dieser Grundlage kann die Planung und Steuerung von profitablen Kundengeschäftsbeziehungen je Zielgruppe durchgeführt werden. Bspw. wird das in Kap. 3.5.2.1 vorgestellte Planungstemplate auf Basis des CRM-Portfolio-Starschemas erstellt. Für die Steuerung des strategischen Closed Loops stellt das CRM-Portfolio-Starschema die strategischen und taktischen CRM-Kennzahlen und -potenziale zur Verfügung und wird über die OLAP-Anwendung final ermittelt. Generell muss durch das Starschema auch die organisatorische und hierarchische Koordination sichergestellt werden. Generelle Modellierungsüberlegungen wurden dazu bereits in Kap. 4.4.3 angestellt.

(2) Umsetzung

Zentrale Tabelle des Starschemas ist die Faktentabelle, in der die Basiskennzahlen gespeichert werden. Für die Erstellung des CRM-Portfolios sind die Basiskennzahlen Kundendeckungsbeitrag, Kundenloyalität, Anzahl Kundendeckungsbeitrag, Anzahl Kundenloyalität, Anzahl Kundenbestand und die Anzahl in der Faktentabelle zu speichern (vgl. Abb. 6.13).

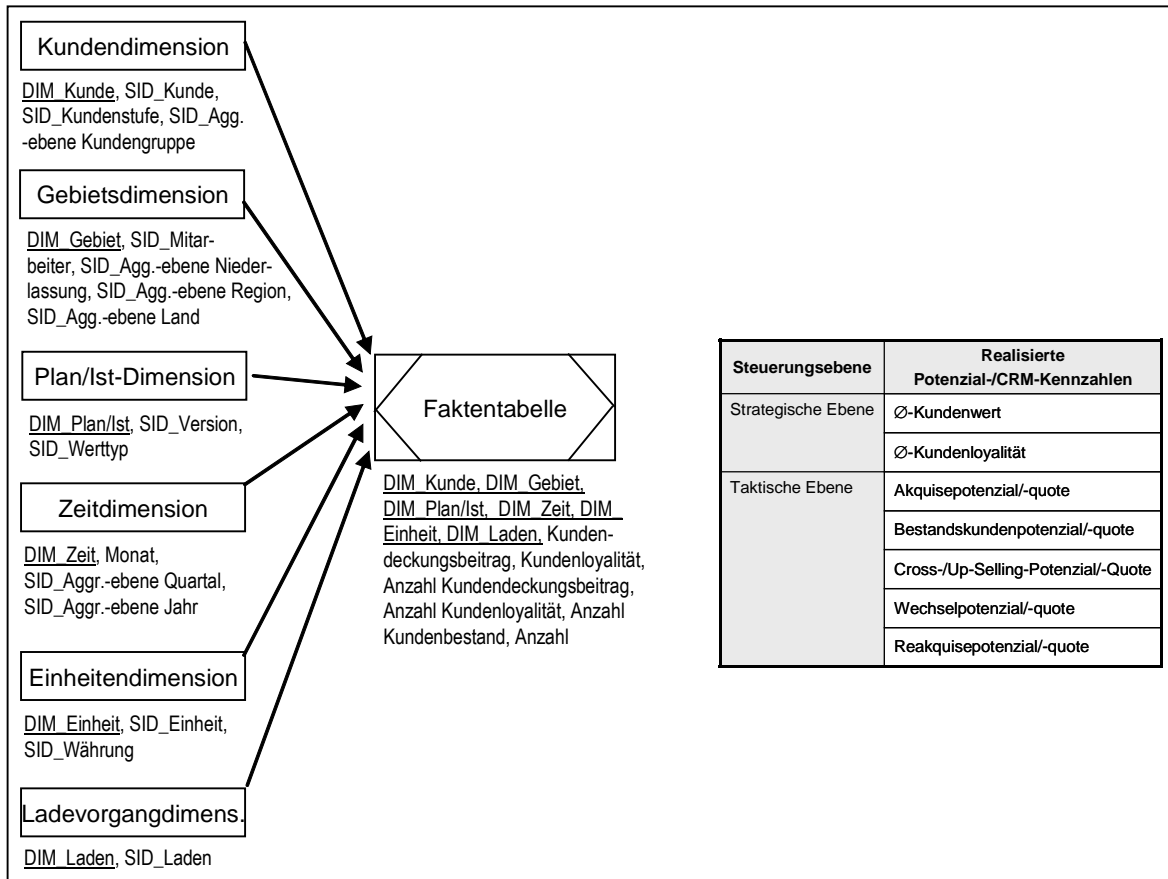


Abb. 6.13: CRM-Portfolio-Starschema (SERM-Darstellung) unter Berücksichtigung der realisierten Kennzahlen

Die Gründe für die Aufnahme der beiden Basiskennzahlen Anzahl Kundendeckungsbeitrag und Anzahl Kundenloyalität wurden bereits in Kap. 6.4.2.3 detailliert erörtert. Aus den Basiskennzahlen werden durch die OLAP-Anwendung die CRM-Kennzahlen Kundendeckungsbeitrag und -loyalität pro Kunde sowie die weiteren CRM-Kennzahlen Akquise-, Bestandskunden-, Cross-/Up-Selling-, Wechsel- und Reakquisequote berechnet. Über den Werttyp „Potenzial“ können entsprechend die erörterten Potenzialkennzahlen bereitgestellt werden.

Während über die Basiskennzahl „Anzahl“ in Verbindung mit der Kundenstufe aus der Kundendimensionstabelle die CRM-/Potenzial-Kennzahlen für die Kundenstufenwechsel-

quoten und -potenziale berechnet werden können, kann diese Basiskennzahl nicht für die Berechnung des durchschnittlichen Kundendeckungsbeitrags und der durchschnittlichen Kundenloyalitätswerte herangezogen werden. Der Grund liegt darin, dass das CRM-Portfolio-Starschema auf Basis von Bewegungsdaten aufgebaut wird. In Abhängigkeit von den Angebotserfolgen (mit Rechnungen) und den Rückläufern der Kundenloyalitätsumfragen wird das Starschema aufgebaut. Für die durchschnittliche Berechnung des Kundendeckungsbeitrags und der Kundenloyalität ist aber der Kundenbestand relevant und nicht die Anzahl der Kunden, die in einer bestimmten Periode Rechnungen erhalten haben bzw. von denen das Unternehmen Kundenloyalitätswerte erhalten hat. Deshalb wurde in der Faktentabelle eine Basiskennzahl „Anzahl Kundenbestand“ aufgenommen. Über die OLAP-Anwendung können dann die entsprechenden Durchschnittswerte für den Kundendeckungsbeitrag und die Kundenloyalität berechnet werden.

Bei der Modellierung der Dimensionstabellen sind für das CRM-Portfolio die Kundendimensions- und Gebietsdimensionstabelle relevant. Die anderen Dimensionstabellen „Plan-/Ist-Dimension“, „Zeitdimension“, „Einheitendimension“ und „Ladevorgangdimension“ sind aufgrund der generellen Modellierungsüberlegungen in das Starschema aufgenommen (vgl. Kap. 4.4.3). Innerhalb der Kundendimensionstabelle werden neben dem Kunden auch die Kundenstufe und die Kundengruppe modelliert. Hierbei handelt es sich um die in der CRM-Strategie ermittelten Kundengruppen. Die Kundengruppen und -stufen sind für die Planung relevant, weil auf dieser Ebene geplant wird. Die Istdatenermittlung erfolgt auf Kundenebene. Über die hierarchische Abbildung der Kundengruppen können Plan-/Ist-Vergleiche auf den verschiedenen Ebenen durchgeführt werden.

Eine weitere Differenzierung kann über die Gebietsdimensionstabelle erfolgen. Zusätzlich zum Mitarbeiter wurden beim Ladevorgang in den CRM-Portfolio-Data Mart die Niederlassungen, Regionen und Länder geladen. Hierdurch ist es möglich, Regionen, Niederlassungen etc. miteinander zu vergleichen. Für Detailanalysen kann zudem analysiert werden, welcher Beitrag je Verantwortungsbereich zur gesamten CRM-Strategie geleistet wird. Aus Planungssicht kann jede hierarchische Ebene für die CRM-Portfolio-Planung gewählt werden.

In der Zeitdimension werden der Monat, das Quartal und das Jahr als Aggregatsstufen modelliert. Die Ausrichtung der CRM-Strategie sollte regelmäßig überprüft werden. Für die Istdatenermittlung wird der Monat als unterste Auswertungsebene als sinnvoll erachtet. Durch z.B. tägliche Ladeprozesse aus der CRM-Portfolio-Tabelle (DSO-Nr. 2.2) kann im aktuellen Monat die „Dynamik“ der Kundengruppen- und -stufenentwicklung im

CRM-Portfolio eingesehen werden. Die historische Analyse der CRM-Portfolio-Entwicklung erfolgt aber auf Monatsebene.

Insgesamt können ausgehend vom ermittelten CRM-Portfolio Detailanalysen durchgeführt werden. Die Kundendeckungsbeitrags- und -loyalitätsanalysen können über die Kundengruppen und Kundenstufen bis auf Kunden- und Vertriebsmitarbeiterenebene pro Monat heruntergebrochen werden.

#### **6.5.4 Kampagnen-/Ergebnis-Starschema**

Gegenüber dem CRM-Portfolio-Starschema können beim Kampagnen-/Ergebnis-Starschema (Nr. 4.3) zusätzliche Analysen durchgeführt werden.

##### **(1) Aufgaben**

Die Aufgabe des Kampagnen-/Ergebnis-Starschemas besteht darin, die Planung und Steuerung des Kampagnenmanagements und der dezentralen Verantwortungsbereiche (bis auf Niederlassungs- oder Vertriebsmitarbeiterenebene) aus Ergebnissicht zu unterstützen. Die Kampagnen-/Ergebnisplanung des operativen Closed-Loop-Prozesses setzt auf dieses Starschema auf. Es liefert detailliertere Informationen als das CRM-Portfolio-Starschema, indem ausgehend von der Steuerung von profitablen Kundenbeziehungen auf die Kampagnen und Produkte heruntergebrochen werden kann. Voraussetzung ist, dass Datenkonsistenz bei der wertmäßigen Planung zwischen dem CRM-Portfolio-Starschema und dem Kampagnen-/Ergebnis-Starschema vorliegt. Die Sicherstellung erfolgt über die Koordinationsfunktion des CRM-Controllings (vgl. Kap. 3.4.1.2).

Als CRM-Kennzahl wird mit dem Starschema über die OLAP-Anwendung der durchschnittliche Kampagnenerfolg ermittelt.

##### **(2) Umsetzung**

In der Faktentabelle sind die Basiskennzahlen Erlöse, variable Kosten, Kundendeckungsbeitrag, Absatzmenge und die Anzahl gespeichert (vgl. Abb. 6.14). Die explizite Speicherung des Kundendeckungsbeitrags in der Faktentabelle wurde aus dem Grund der Zugriffssperformance vorgenommen. Durch die Einbeziehung der Attribute aus den Dimensionstabellen können Deckungsbeiträge aus den verschiedenen Sichten analysiert werden. Zum einen ist die Gegenüberstellung von Plan-/Ist-Sichten anzuführen, zum anderen können Deckungsbeiträge aus Kunden-, Kampagnen-, Artikel- und Gebietsicht analysiert werden.

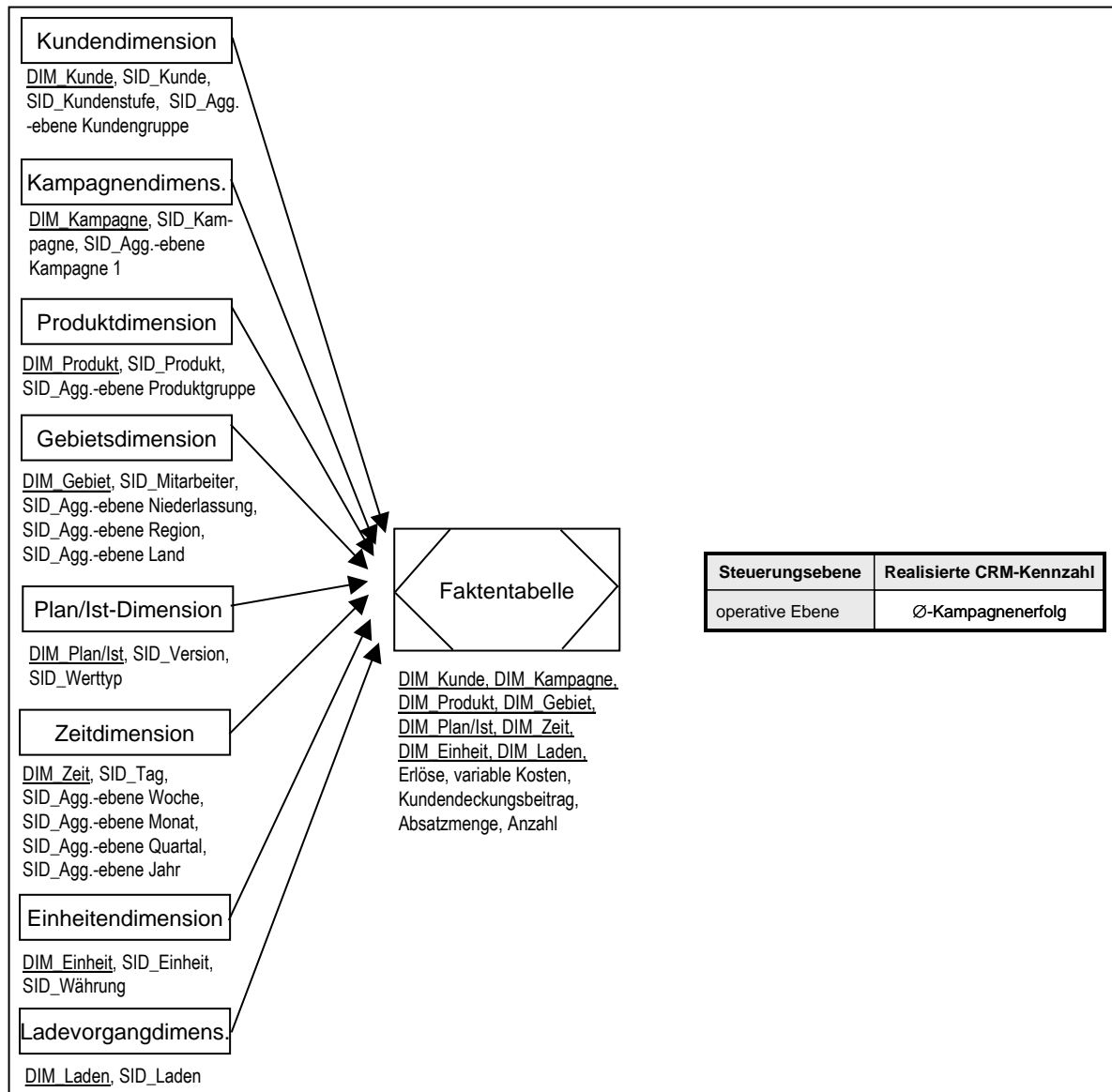


Abb. 6.14: Kampagnen-/Ergebnis-Starschema für die aCRM-Implementierung (SERM-Darstellung)

Im Hinblick auf die CRM-Planung kann das Kampagnenmanagement (Ergebnissicht) auf aggregierter Ebene (Zusammenfassung von Kampagnen zu einer Kampagnengruppe) oder auf Kampagnenebene geplant werden. Die Gebietsdimensionstabelle stellt sicher, welcher Ergebnisbeitrag auf allen Vertriebsebenen (z.B. Niederlassungsebene) geleistet wurde.

Die Modellierung der Zeitdimensionstabelle ist gegenüber dem CRM-Portfolio-Starschema detaillierter. Es kann nicht nur die Jahres-, Quartals- und Monatebene, sondern auch die Wochen- und Tageebene analysiert werden. Zeitreihenanalysen sind über alle Zeitebenen damit möglich.

Die Versorgung des Kampagnen-/Ergebnis-Starschemas erfolgt über die Kampagnen-/Ergebnistabelle (DSO-Nr. 2.5) des zweiten EDW-Layers (vgl. Abb. 6.11). Beim Datenladen

des Data Marts werden bspw. die Produktgruppen der Produkt-Dimensionstabelle aus dem Produktstamm entnommen.<sup>483</sup>

### 6.5.5 Kontakt-Starschema

Zur weiteren Unterstützung der Kampagnensteuerung und zur Messung der Kundenstabilität wird das Kontakt-Starschema (Nr. 4.4) verwendet.

#### (1) Aufgaben

Mit dem Kontakt-Starschema findet die Responseberechnung für die Kampagnen statt. Indem eine Responseplanung pro Kampagne durchgeführt wird, kann die tatsächliche Ist-Responsequote als Vergleich gegenübergestellt werden. Zudem wird ohne Einbeziehung einer Kampagne in der Berichtsdefinition die Kontaktintensität zum Kunden gemessen, um ggf. einen Erklärungsgrund für nicht erfolgreiche Kundenbeziehungen zu identifizieren.

#### (2) Umsetzung

In der Faktentabelle wird nur die „Anzahl“ als Basiskennzahl gespeichert (vgl. Abb. 6.15). Unter Einbeziehung der Kampagnen- und Kontaktdimensionstabelle kann die Responsequote der einzelnen Kampagnen analysiert werden. Ohne Einbeziehung der Kampagne wird die Kundenkontaktfrequenz berechnet.

Ausgehend von der Analyse der Kundengruppen und -stufen (Kundendimension) können Detailanalysen über die Kampagnen (Kampagnendimension) bis zu den Kontakten durchgeführt werden. Diese Betrachtung kann auf den verschiedenen Vertriebssebenen (Gebietsdimension) angestellt werden. Ggf. können auch Zeitreihenanalysen (Zeitdimension) interessant sein. Auch mit dem Kontakt-Starschema können alle Zeitebenen (Jahr, Quartal, Monat, Woche, Tag) betrachtet werden.

Die Plan-/Ist-Dimension ist für die Responseplanung der Kampagnen erforderlich. Ggf. können auch Versionsspeicherungen erfolgen.

Die gesamten Daten werden aus der Kontaktstabelle (DSO-Nr. 2.4) des zweiten EDW-Layers regelmäßig geladen (vgl. Abb. 6.11).

---

<sup>483</sup> Der Produktstamm wird explizit nicht dargestellt.



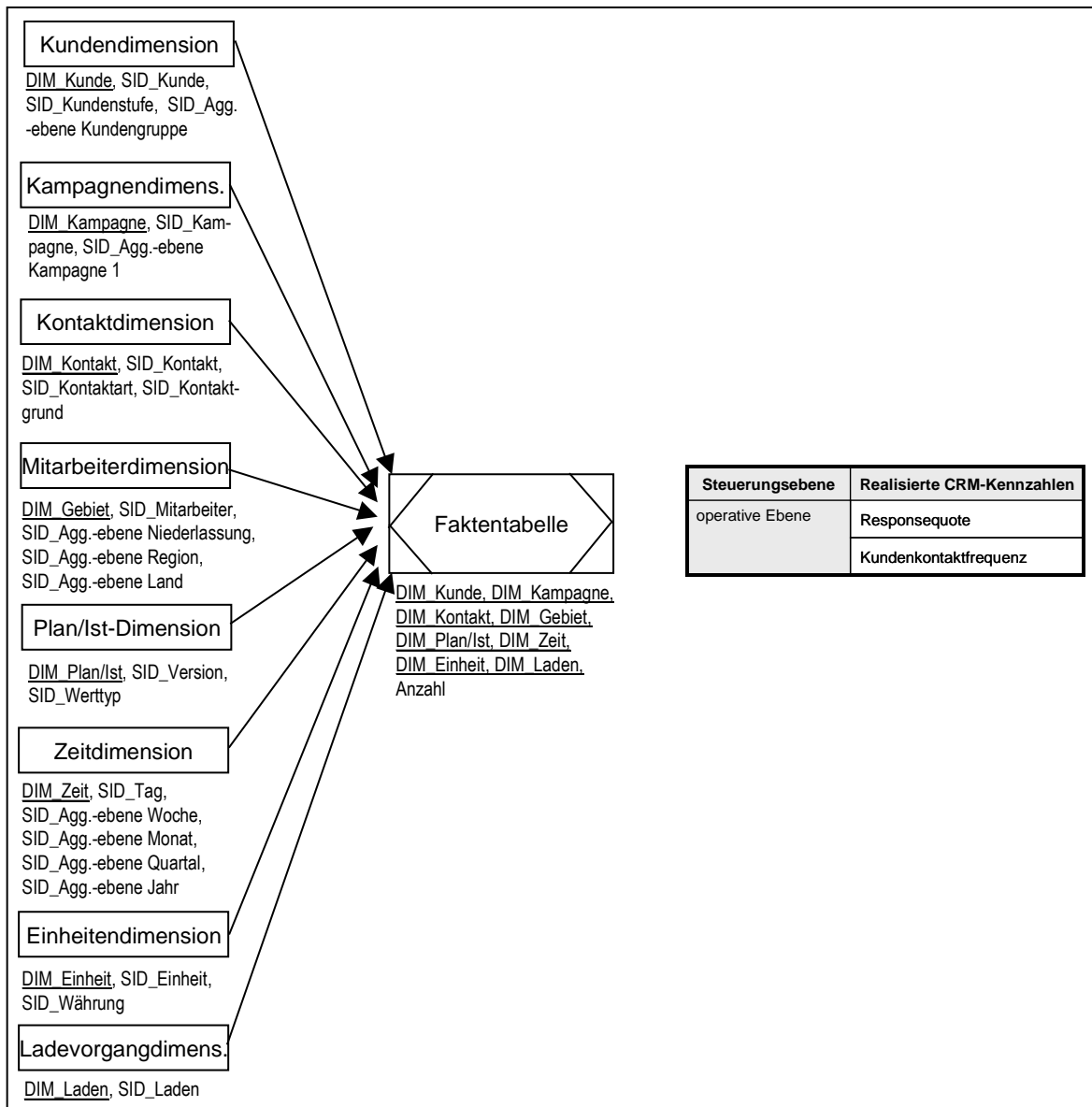


Abb. 6.15: Kontakt-Starschema für die aCRM-Implementierung (SERM-Darstellung)

### 6.5.6 Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-Starschema

Als letzter Data Mart für die Unterstützung des operativen Closed-Loop-Prozesses wird das Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-Starschema (Nr. 4.5) aufgebaut.

#### (1) Aufgaben

Das Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-Starschema hat zwei Aufgaben. Erstens unterstützt es bei der Steuerung von profitablen Kundengeschäftsbeziehungen durch den Drill-down auf Angebote/Aufträge/Rechnungen. Zweitens finden im Rahmen des operativen Closed Loops operative CRM-Analysen für Angebote, Aufträge und Rechnungen einschließlich der Produktbetrachtung statt. Mit dem Starschema kann die Effizienz der operativen

CRM-Prozesse (Service/Internet/persönlicher Verkauf etc.) über die CRM-Kennzahl Angebotserfolgsquote überprüft werden.

## (2) Umsetzung

An der Anzahl der Dimensionstabellen in Höhe von 11 wird bereits ersichtlich, dass gegenüber den vorigen Starschemata der Detaillierungsgrad am höchsten ist (vgl. Abb. 6.16). In der Faktentabelle liegt entsprechend eine gleiche Anzahl von Schlüsselfeldern vor. Als Basiskennzahlen enthält sie jeweils die Menge und den Betrag für das Angebot, den Auftrag und die Rechnung. Zusätzlich wird noch die Anzahl der Angebotserfolge gespeichert, um die CRM-Kennzahl berechnen zu können. Detailanalysen sind bis auf Kunden-, Angebots-, Auftrags-, Rechnungs- und Produktebene möglich. Zeitliche Analysen können bis auf Tagesebene durchgeführt werden.

Durch die Gebietsdimensionstabelle kann jeder Vertriebsmitarbeiter seine Angebote, Aufträge und Rechnungen einsehen. Diese einheitliche Sicht auf einen Blick über diese CRM-Prozesse ist im operativen Vertriebsgeschäft sehr wertvoll. Die „Statusverfolgung“ (Angebot/Auftrag/Rechnung) und die Richtigkeit der Beträge sind wichtige Informationen für das Tagesgeschäft der Vertriebsmitarbeiter.

Die Versorgung des Starschemas findet über die Angebots-, Auftrags- und Rechnungstabelle (DSO-Nr. 2.3) des zweiten EDW-Layers statt (vgl. Abb. 6.11).

Insbesondere zur performanten Bereitstellung der CRM-Kennzahl „Angebotserfolgsquote“ sollte gemäß Kap. 4.4.3.5 eine Aggregatsbildung vorgenommen werden. Dabei sollte eine Gebiet-Zeit-Aggregatsbildung favorisiert werden.

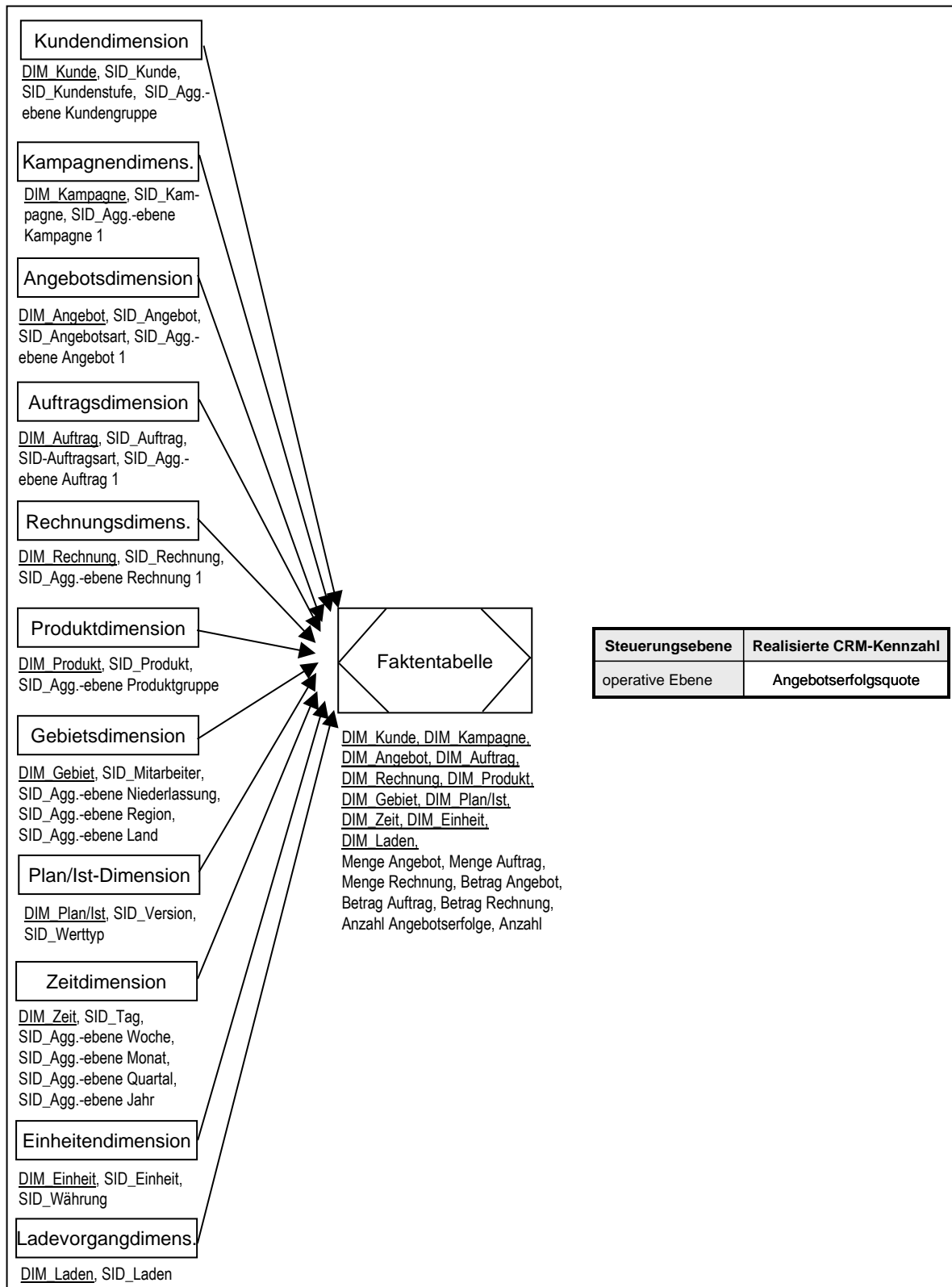


Abb. 6.16: Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-Starschema für die aCRM-Implementierung (SERM-Darstellung)

## 6.6 Anwendung des Data-Minings für die aCRM-Implementierung

In den letzten Abschnitten wurde ausgehend vom Cockpit-Entwurf die relevante Datenbasis im Enterprise Data Warehouse mit zwei EDW-Layern entwickelt. Für das CRM-Controlling wurden vier Data Marts einschließlich der zentralen Kundenstammdaten erstellt. Durch diese Implementierung kann beim Cockpit von einem Navigationsinstrument gesprochen werden.

Damit sich das Cockpit zum Kundenentwicklungs- und Frühwarnsystem weiterentwickelt, sind die Data-Mining-Modelle basierend auf den aCRM-Aufgaben aus Kapitel 6.2 innerhalb der BI-Data-Warehouse-Architektur zu realisieren (vgl. 6.17). In diesem Abschnitt werden die grundlegenden Data-Mining-Modelle diskutiert. Als Datenbasis wird explizit ein Data-Mining-Layer entwickelt, der aus dem zweiten EDW-Layer gespeist wird. Danach wird die Verteilung der Data-Mining-Ergebnisse dargestellt. Sie werden in den Data-Mining-Layer zurückgeführt, um insbesondere den CRM-Portfolio-Data Mart zu versorgen. Erst durch die Data-Mining-Ergebnisse kann der CRM-Portfolio-Data Mart seine Aufgabe erfüllen, die zukünftige Kundenentwicklung für die CRM-Strategie zu prognostizieren.

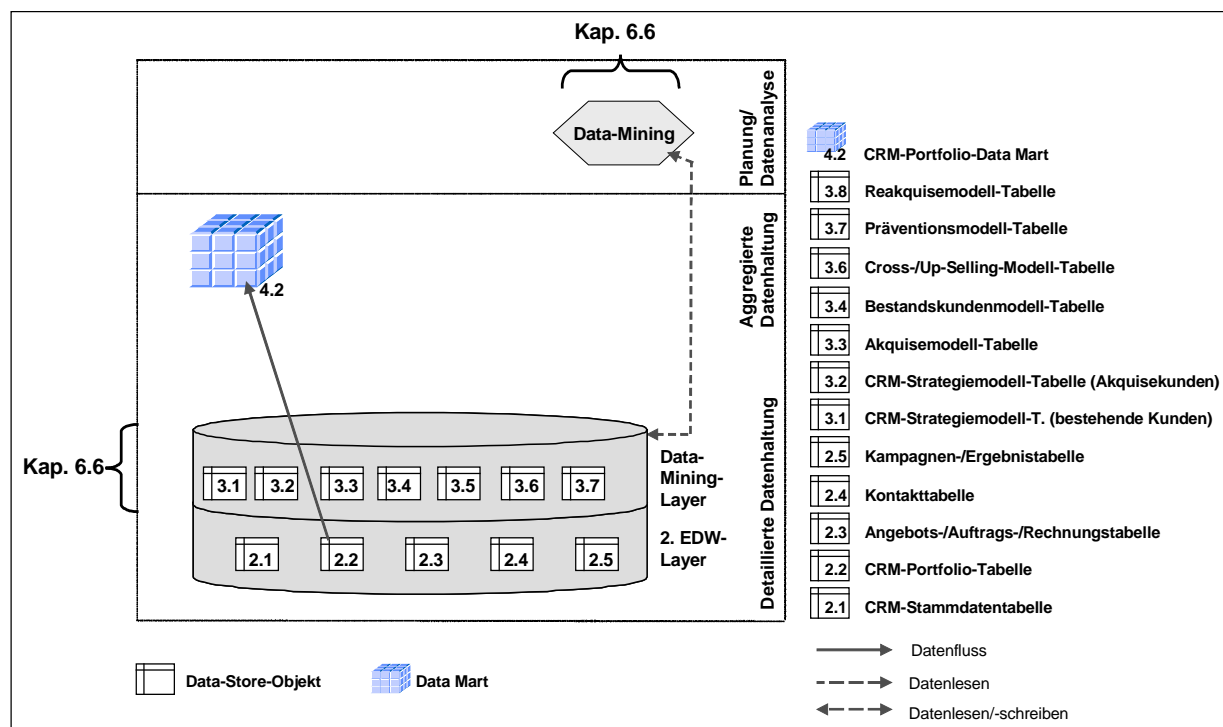


Abb. 6.17: Einordnung des Data-Minings und des Data-Mining-Layers in die BI-Data-Warehouse-Architektur

### 6.6.1 Überblick über die Data-Mining-Modelle für ein automatisiertes Kundengruppen- und -stufenmanagement

Ausgehend von den Data-Mining-Aufgaben des Kap. 6.2 werden die aufgeführten Data-Mining-Modelle präzisiert. Durch die Integration der Data-Mining-Modelle in die BI-Data-Warehouse-Architektur wird ein automatisiertes Kundenentwicklungs- und -frühwarnsystem

geschaffen, in dem durch die Anwendung der Data-Mining-Modelle Beschreibungs- und Potenzialergebnisse erzielt werden (vgl. Abb. 5.20 in Kap. 5.5.1).

Die Beschreibungsergebnisse beziehen sich auf die automatisierte Kundengruppenermittlung als Vorschlag für die CRM-Portfolio-Entwicklung. Die Potenzialergebnisse ergeben sich dagegen durch die automatisierte Kundenstufenermittlung für die CRM-Portfolio-Planung. Bspw. werden Wechsellpotenziale berechnet.

Für den aCRM-Ansatz ist die Automatisierung der Kundengruppen und Kundenstufen deshalb entscheidend, weil über diesen Differenzierungsansatz der Vertrieb aktiv und zentral geführt werden kann. Die CRM-Strategie wird für die Vertriebsmitarbeiter operationalisiert.

Tab. 6.4 zeigt die Beschreibungs- und Potenzialergebnisse der einzelnen Data-Mining-Modelle für die aCRM-Implementierung im Überblick. Dabei wird pro Data-Mining-Aufgabe und -Aufgabentyp die Kundenbasis für die Data-Mining-Modell-Entwicklung und -Anwendung, die Zielgröße des Modells, die Beschreibungs-/Potenzialergebnisse und die Potenzialermittlungen aufgeführt.

#### (1) CRM-Strategiemodell (bestehende Kunden)

Das CRM-Strategiemodell auf Basis der bestehenden Kunden (Bestands-, Cross-/Up-Selling- und Reakquisekunden) wird über eine Gruppierungsaufgabe gelöst. Diese Kunden sind sowohl in der Data-Mining-Entwicklung als auch in der Data-Mining-Anwendung die Basis der Data-Mining-Analyse.

Für die Entwicklung des Data-Mining-Modells werden die Bestands-, Cross-/Up-Selling- und Reakquisekunden selektiert. Dabei ist es erforderlich, eine große Anzahl von Kunden mit aussagefähiger Datenqualität zu wählen, um ein allgemeingültiges Data-Mining-Modell zu erstellen. Die Anwendung des Data-Mining-Modells wird aus dem operativen CRM-System angestoßen, wenn die Kundenstufenwechsel beginnend mit der Bestandskundenstufe erfolgen. Die Kundenstufenwechsel werden durch das Laden ins BI-Data Warehouse im Enterprise Data Warehouse gespeichert und fließen in das CRM-Strategiemodell (bestehende Kunden) ein. Das komplette Datenflusskonzept wird detailliert in Kap. 6.7 erörtert.

Data-Mining-Modell	Data-Mining-Aufgabentyp	Kundenbasis für die Data-Mining-Modell-Entwicklung	Kundenbasis für die Data-Mining-Modell-Anwendung	Zielgröße	Beschreibungs-/Potenzialergebnis	Potenzialermittlung (nach der Data-Mining-Anwendung)
(1) CRM-Strategiemodell (bestehende Kunden)	Gruppierung	Bestehende Kunden: Bestandskunden, Cross-/Up-Selling-Kunden, Reakquisekunden	Bestehende Kunden: Bestandskunden, Cross-/Up-Selling-Kunden, Reakquisekunden	Kundengruppe	Kundengruppe 1-n	∅-Kunden-DB, ∅-Kundenloyalität, Anzahl Kunden (pro Kundengruppe)
(2) CRM-Strategiemodell (Akquisekunden)	Klassifikation	50 % Akquisekunden 50 % bestehende Kunden	Akquisekunden	Kundengruppe	Kundengruppe 1-n	∅-Kunden-DB, Anzahl Kunden (pro Kundengruppe)
(3) Akquisemodell	Klassifikation	50 % Adressen 50 % Akquisekunden	Adressen	Kundenstufe	Adresse oder Akquisekunde	Akquisepotenzial
(4) Bestandskundenmodell	Klassifikation	50 % Akquisekunden 50 % Bestandskunden	Akquisekunden	Kundenstufe	Akquisekunde oder Bestandskunde	Bestandskunden- potenzial
(5) Cross-/Up-Selling-Modell	Klassifikation	50 % Bestandskunden 50 % Cross-/Up-Selling-Kunden	Bestandskunden	Kundenstufe	Bestandskunde oder Cross-/Up-Selling-Kunde	Cross-/Up-Selling- Potenzial
(6) Präventionsmodell	Klassifikation	50 % Bestandskunden, Cross-/Up-Selling-Kunden 50 % Wechselkunden	Bestandskunden, Cross/Up-Selling-Kunden	Kundenstufe	(Bestands- und Cross-/Up-Selling-Kunde) oder Wechselkunde	Wechseipotenzial
(7) Reakquisemodell	Klassifikation	50 % Wechselkunden 50 % Reakquisekunden	Wechselkunden	Kundenstufe	Wechselkunde oder Reakquisekunde	Reakquisepotenzial

Tab. 6.4: Data-Mining-Modelle für die aCRM-Implementierung

Zielgröße des Data-Mining-Modells ist die Kundengruppe. Es ergeben sich als Ergebnis n Kundengruppen. Zur Bewertung des Data-Mining-Modells werden der Kundendeckungsbeitrag als Kundenwertgröße und die Kundenloyalität als Kundenstabilitätsgröße gewählt.

Indem jeder Datensatz (Kunde) einer Kundengruppe zugeordnet wird, ergeben sich für die Potenzialermittlung anschließend der durchschnittliche Kundendeckungsbeitrag, die durchschnittliche Kundenloyalität und die Anzahl der Kunden pro Kundengruppe.<sup>484</sup>

## (2) CRM-Strategiemodell (Akquisekunden)

Die Gruppierungsergebnisse des CRM-Strategiemodells (bestehende Kunden) werden über eine Klassifikationsmethode des Data-Minings auf die Akquisekunden übertragen. Diese Klassifikationsmethode wird als CRM-Strategiemodell für Akquisekunden bezeichnet. Zielgröße ist wiederum die Kundengruppe.<sup>485</sup>

Das CRM-Strategiemodell für Akquisekunden wird auf Grundlage von 50 % Akquisekunden und 50 % bestehenden Kunden (Bestandskunde, Cross-/Up-Selling-Kunde, Reakquisekunde) entwickelt. Die Anwendung des Data-Mining-Modells erfolgt aber ausschließlich auf Basis von Akquisekunden.

Nach der Kundengruppenzuordnung kann im Rahmen der Potenzialermittlung die Anzahl der Kunden und ein negativer durchschnittlicher Kundendeckungsbeitrag berechnet werden, da mit den Akquisekunden noch keine Erlöse erzielt werden. Eine Kundenloyalitätsermittlung liegt bei Akquisekunden noch nicht vor.

## (3-7) Akquise-, Bestandskunden-, Cross-/Up-Selling-, Präventions- und Reakquisemodell

Bei dem Akquise-, Bestandskunden-, Cross-/Up-Selling-, Präventions- und Reakquisemodell handelt es sich immer um ein Klassifikationsmodell. Alle haben jeweils die Kundenstufe als Zielgröße. Nur die Ausprägungen sind unterschiedlich.

Beim Akquisemodell erfolgt die Data-Mining-Entwicklung auf Grundlage von 50 % Adressen und 50 % Akquisekunden. Die Data-Mining-Anwendung erfolgt ausschließlich mit Adressen. Ergebnis des Akquisemodells ist eine Kundenstufe, die entweder die Ausprägung „Adresse“ oder „Akquisekunde“ hat. Die klassifizierten „Akquisekunden“ sollten im Rahmen des Interessentenmarketings angegangen werden.

Das Bestandskundenmodell wird auf Basis von 50 % Akquisekunden und 50 % Bestandskunden entwickelt. Die Data-Mining-Anwendung erfolgt auf Grundlage von Akquise-

<sup>484</sup> Die ausführliche Erläuterung der Potenzialermittlung ist in Kap. 3.5.2.2 aufgeführt (vgl. Abb. 3.23).

<sup>485</sup> In Kap. 3.5.1.2 wird dieses Data-Mining-Modell beispielhaft erläutert.

kunden. Das Ergebnis ist, dass ein Teil der Akquisekunden als potenzielle „Bestandskunden“ klassifiziert werden. Diese sind zuerst bei der Akquisition anzugehen.

In gleicher Weise setzt sich die Ermittlung für die nachfolgenden Data-Mining-Modelle fort.

Das Cross-/Up-Selling-Modell wird auf Grundlage von 50 % Bestandskunden und 50 % Cross-/Up-Selling-Kunden entwickelt. Die Anwendung erfolgt auf Bestandskundenbasis. Klassifizierte „Cross-/Up-Selling-Kunden“ sind primär bei den Cross-/Up-Selling-Maßnahmen anzugehen.

Beim Präventionsmodell basiert die Modell-Entwicklung aus 50 % Bestands- und Cross-/Up-Selling-Kunden sowie 50 % Wechselkunden. Der Grund für die Zusammenführung der Bestands- und Cross-/Up-Selling-Kunden liegt darin, dass beide Kundenstufen wechselgefährdet sein können. Deshalb wird dieses Data-Mining-Modell auch immer angewendet, wenn die Kunden die Kundenstufe Bestands- oder Cross-/Up-Selling-Kunde im oCRM-System erhalten.

Das Rückgewinnungsmodell setzt auf 50 % Wechselkunden und 50 % Reakquisekunden auf. Die Anwendung des Modells basiert auf den Wechselkunden.

Nach den Klassifikationsergebnissen der Data-Mining-Modelle können danach die entsprechenden Potenzialberechnungen durchgeführt werden (vgl. letzte Spalte der Tab. 6.4).<sup>486</sup>

Wenn für jeden Kunden diese Modelle fortlaufend angewendet werden, entsteht insgesamt ein automatisiertes Kundengruppen- und -stufenmanagement für alle Kunden eines Unternehmens. Aus CRM-Portfolio-Sicht werden die Kundengruppen und -stufen im Sinne von Potenzialermittlungen „dynamisch“ angepasst.

## **6.6.2 Entwicklung des Data-Mining-Layers im Enterprise Data Warehouse**

Bevor der Data-Mining-Layer im Enterprise Data Warehouse erstellt wird, das als Grundlage für die entwickelten Data-Mining-Modelle dient, ist zunächst zu klären, welche Daten für die einzelnen Data-Mining-Modelle relevant sind.

### **6.6.2.1 Datenbasis der Data-Mining-Modelle**

Da die Datenauswahl für die Data-Mining-Modelle unternehmensindividuell ist, sind die aus Modellierungssicht relevanten Data-Store-Objekte im Fokus der Betrachtung. Dabei werden

---

<sup>486</sup> Die Definitionen der Potenzialkennzahlen sind in Kap. 3.3.3 ausführlich dargestellt (vgl. Abb. 3.14).



wie beim Aufbau der Datenbasis im Enterprise Data Warehouse wieder beispielhafte Attribute ausgewählt.

Tab. 6.5 zeigt die entwickelten Data-Mining-Modelle, die Kundenbasis für die Data-Mining-Modell-Anwendungen (Kundenstufen) und die relevanten Data-Store-Objekte des zweiten EDW-Layers, aus denen die erforderlichen Attribute bzw. Informationen für das jeweilige Data-Mining-Modell stammen. In Abhängigkeit vom Data-Mining-Modell sind unterschiedliche Kundenstufen relevant, die bei der Anwendung des Data-Mining-Modells aus den bestehenden DSO-Tabellen selektiert werden.

Data-Mining-Modell	Kundenbasis für die Data-Mining-Modell-Anwendung	Relevante Data-Store-Objekte des zweiten EDW-Layers	Datenbasis der Data-Mining-Modelle mit beispielhaft ausgewählten Attributen	
(1) CRM-Strategie-Modell (bestehende Kunden)	Bestehende Kunden: Bestandskunden, Cross/Up-Selling-Kunden, Reakquisekunden	CRM-Stammdatentabelle  Angebots-/Auftrags-/R. tabelle Kampagnen-/Ergebnistabelle Kontaktabelle	<i>Kundenbeschreibung:</i> <i>Mikrogeografische Daten:</i>  <i>Kundenzufriedenheits-/loyalitätsdaten:</i> <i>Auftragsdaten:</i> <i>Ergebnisdaten:</i> <i>Kontaktaten:</i>	Kunde, Alter, Geschlecht Wohngebietstyp, Kaufkraftklasse, Versandhandelsneigung Beratung, Freundlichkeit, Image Kundenloyalität Auftragsart Produkt, Kundendeckungsbeitrag Kontaktart, Kontaktgrund
(2) CRM-Strategie-Modell (Akquisekunden)	Akquisekunden	CRM-Stammdatentabelle	<i>Kundenbeschreibung:</i> <i>Mikrogeografische Daten:</i>	Kunde Wohngebietstyp, Kaufkraftklasse, Versandhandelsneigung
(3) Akquisemodell	Adressen	CRM-Stammdatentabelle	<i>Kundenbeschreibung:</i> <i>Mikrogeografische Daten:</i>	Kunde Wohngebietstyp, Kaufkraftklasse, Versandhandelsneigung
(4) Bestandskunden-Modell	Akquisekunden	CRM-Stammdatentabelle	<i>Kundenbeschreibung:</i> <i>Mikrogeografische Daten:</i>	Kunde Wohngebietstyp, Kaufkraftklasse, Versandhandelsneigung
(5) Cross-/Up-Selling-Modell	Bestandskunden	CRM-Stammdatentabelle  Angebots-/Auftrags-/R. tabelle Kampagnen-/Ergebnistabelle Kontaktabelle	<i>Kundenbeschreibung:</i> <i>Mikrogeografische Daten:</i>  <i>Kundenzufriedenheits-/loyalitätsdaten:</i> <i>Auftragsdaten:</i> <i>Ergebnisdaten:</i> <i>Kontaktaten:</i>	Kunde, Alter, Geschlecht Wohngebietstyp, Kaufkraftklasse, Versandhandelsneigung Beratung, Freundlichkeit, Image Kundenloyalität Auftragsart Produkt, Kundendeckungsbeitrag Kontaktart, Kontaktgrund
(6) Präventionsmodell	Bestandskunden, Cross-/Up-Selling-Kunden	CRM-Stammdatentabelle  Angebots-/Auftrags-/R. tabelle Kampagnen-/Ergebnistabelle Kontaktabelle	<i>Kundenbeschreibung:</i> <i>Mikrogeografische Daten:</i>  <i>Kundenzufriedenheits-/loyalitätsdaten:</i> <i>Auftragsdaten:</i> <i>Ergebnisdaten:</i> <i>Kontaktaten:</i>	Kunde, Alter, Geschlecht Wohngebietstyp, Kaufkraftklasse, Versandhandelsneigung Beratung, Freundlichkeit, Image Kundenloyalität Auftragsart Produkt, Kundendeckungsbeitrag Kontaktart, Kontaktgrund
(7) Reakquise-modell	Wechselkunden	CRM-Stammdatentabelle  Angebots-/Auftrags-/R. tabelle Kampagnen-/Ergebnistabelle Kontaktabelle	<i>Kundenbeschreibung:</i> <i>Mikrogeografische Daten:</i>  <i>Kundenzufriedenheits-/loyalitätsdaten:</i> <i>Auftragsdaten:</i> <i>Ergebnisdaten:</i> <i>Kontaktaten:</i>	Kunde, Alter, Geschlecht Wohngebietstyp, Kaufkraftklasse, Versandhandelsneigung Beratung, Freundlichkeit, Image Kundenloyalität Auftragsart Produkt, Kundendeckungsbeitrag Kontaktart, Kontaktgrund

Tab. 6.5: Datenbasis der Data-Mining-Modelle mit ausgewählten, beispielhaften Attributen aus dem zweiten EDW-Layer

#### (1) Datenbasis des CRM-Strategiemodells für bestehende Kunden

Um die Kundentypologien für das CRM-Strategiemodell (bestehende Kunden) zu erstellen, auf deren Basis der Kundenangang (Marketing-Mix) und die Kundenbeziehung abgeleitet werden, sind aus den DSO-Tabellen der CRM-Stammdatentabelle (DSO-Nr.

2.1), der Kontakttabelle (DSO-Nr. 2.3), der Angebots-/Auftrags-/Rechnungstabelle (DSO-Nr. 2.4) und der Kampagnen-/Ergebnistabelle (DSO-Nr. 2.5) die relevanten Attribute zu selektieren.

Beispielhaft wurden aus der CRM-Stammdatentabelle für die Kundenbeschreibung das Alter und das Geschlecht sowie als mikrogeografische Daten der Wohngebietstyp, die Kaufkraftklasse und die Versandhandelsneigung ausgewählt. Zudem werden auch die Kundenzufriedenheits- und -loyalitätsdaten wie die Beratung, Freundlichkeit und das Image sowie die Kundenloyalitätsgröße aus der CRM-Stammdatentabelle entnommen.

Aus der Angebots-/Auftrags-/Rechnungstabelle wird die Auftragsart und aus der Kontakttabelle die Kontaktarten und -gründe ausgewählt. Schließlich sind für das Modell das Produkt und der Kundendeckungsbeitrag aus der Kampagnen-/Ergebnistabelle zu selektieren.

(2-4) Datenbasis des CRM-Strategiemodells für Akquisekunden sowie des Akquise- und Bestandskundenmodells

Das CRM-Strategiemodell für Akquisekunden, das Akquisemodell und das Bestandskundenmodell setzen auf die gleiche mikrogeografische Datenbasis mit den Attributen Wohngebietstyp, Kaufkraftklasse und Versandhandelsneigung auf, die aus der CRM-Stammdatentabelle (DSO-Nr. 2.1) entnommen werden. Mehr Informationen (Adresse+ mikrogeografische Daten) stehen zu diesem Zeitpunkt noch nicht zur Verfügung.

(5-8) Datenbasis des Cross-/Up-Selling-, Präventions- und Reakquisemodells

Das Cross-/Up-Selling-, Präventions- und Reakquisemodell wird auf der gleichen Datengrundlage der CRM-Stammdaten-, Angebots-/Auftrags/Rechnungs-, Kontakt- und Kampagnen-/Ergebnistabelle (DSO-Nr. 2.1, 2.3, 2.4, 2.5) erstellt und angewendet. Der Unterschied liegt daran, dass die Data-Mining-Modelle auf Basis von Kunden mit unterschiedlichen Kundenstufen entwickelt und angewendet werden.

### **6.6.2.2 Modellierung des Data-Mining-Layers**

Nach der Auswahl der relevanten Daten für die Data-Mining-Modelle wird explizit ein Data-Mining-Layer aufgebaut. Auf dieser Grundlage können sowohl die Data-Mining-Modelle entwickelt und angewendet werden.

Die Data-Mining-Layer-Modellierung setzt auf Basis des zweiten EDW-Layers auf (vgl. Abb. 6.17). Für jedes Data-Mining-Modell wird genau eine DSO-Tabelle erstellt (vgl. Abb. 6.18). Es entstehen die CRM-Strategie- (bestehende Kunden), Cross-/Up-Selling-, Präventions- und Rückgewinnungsmodell-Tabelle (DSO-Nr. 3.1, 3.5-3.8). Sie werden alle gemäß der erforderli-

chen Datenbasis aus der CRM-Stammdaten-, Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-, Kontakt- und Kampagnen-/Ergebnistabelle versorgt.

Die drei DSO-Tabellen für das Strategiemodell für Akquisekunden sowie das Akquise- und Bestandskundenmodell (DSO-Nr. 3.2-3.4) erhalten die Informationen aufgrund der vorliegenden Datenbasis ausschließlich aus der CRM-Stammdatentabelle.

Alle Datenflüsse zwischen dem 2. EDW-Layer und Data-Mining-Layer sind in Abb. 6.18 aufgeführt.

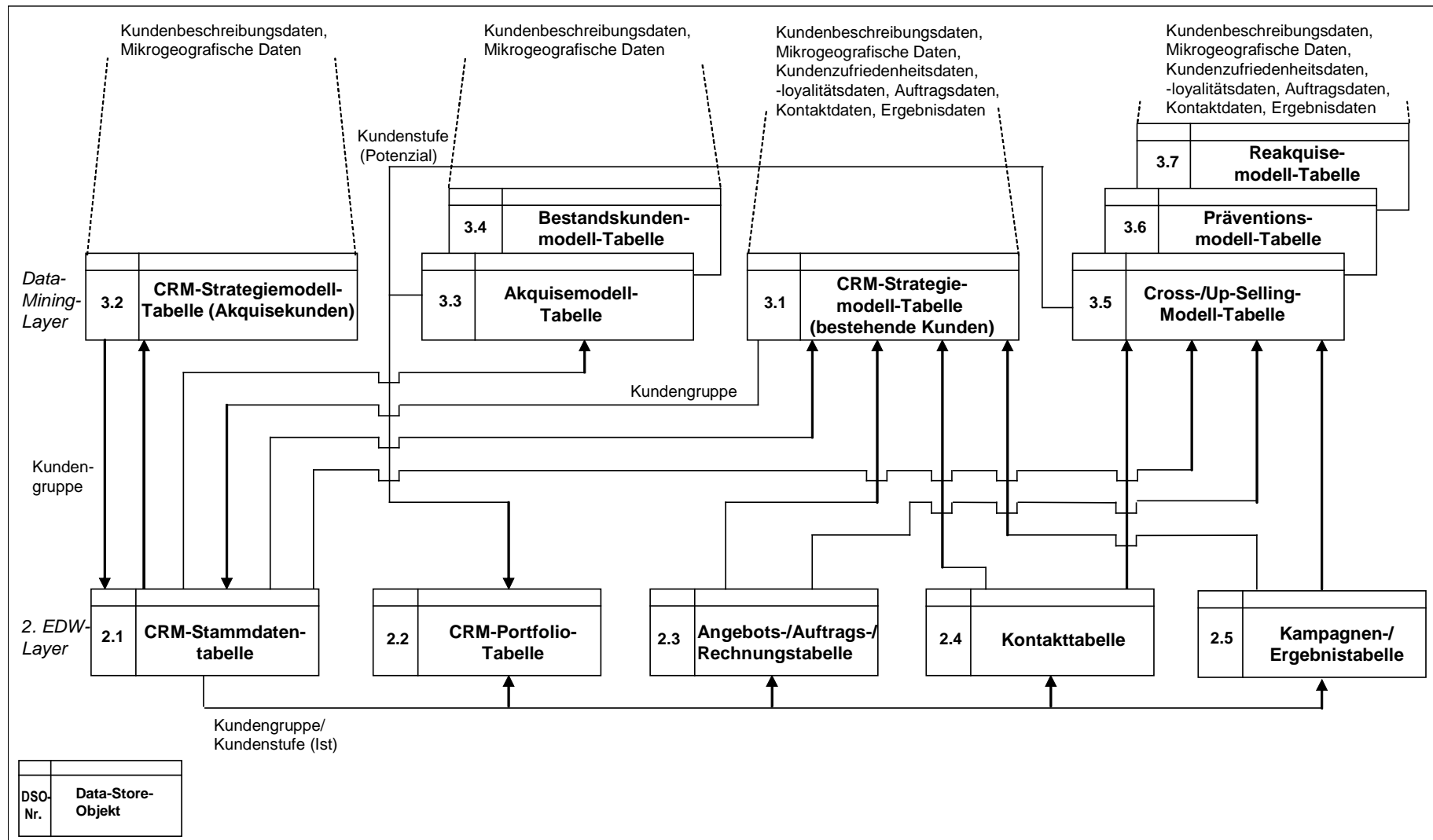


Abb. 6.18: Erweiterung des Enterprise Data Warehouse um den Data-Mining-Layer als Datengrundlage für die Data-Mining-Modelle der aCRM-Implementierung

### **6.6.3 Verteilung der Data-Mining-Ergebnisse ins oCRM-System und ins Cockpit**

Auf Basis des realisierten Data-Mining-Layers werden die Data-Mining-Modelle implementiert. Die Vorgehensweise für die Data-Mining-Modell-Entwicklung und -Anwendung orientiert sich an der 3. aCRM-Phase „Anwendung von Data-Mining“ aus Kap. 5.

Nach der Erstellung der Data-Mining-Modelle stellt sich die Frage, wie die Verteilung der Data-Mining-Ergebnisse für die Kundengruppen und -stufen im BI-Data Warehouse erfolgt. Zum einen sind die ermittelten Kundengruppen ins oCRM-System zu überführen, damit die CRM-Prozesse zielgruppenbezogen abgewickelt werden können. Zum anderen sind die Kundengruppen-/(potenzielle) Kundenstufenergebnisse im Cockpit zu präsentieren.

Die Verteilung ins oCRM-System und ins Cockpit wird getrennt nach Kundengruppen- und Kundenstufensicht erörtert.

#### **6.6.3.1 Verteilung der Kundengruppenergebnisse**

Die Verteilung der Kundengruppen innerhalb der BI-Data-Warehouse-Architektur ist in Abb. 6.19 dargestellt.

Die Speicherung der Kundengruppenergebnisse der CRM-Strategiemodelle (bestehende Kunden und Akquisekunden) erfolgt als zusätzliches Attribut in den entsprechenden DSO-Tabellen (DSO-Nr. 3.1 u. 3.2), die auch als Datenbasis für die Anwendung der beiden Data-Mining-Modelle dienen (Schritte 1 und 2). Sie werden danach aus diesen beiden DSO-Tabellen wieder in die CRM-Stammdatentabelle (DSO-Nr. 2.1) zurückgeführt (Schritt 3).

Zum einen werden danach die Kundengruppen aus der CRM-Stammdatentabelle über die Kundenstammtabelle (DSO-Nr. 1.1) zu der Kundentabelle des oCRM-Systems zurückgespielt, damit sie gleich in den operativen Vertriebsprozessen für die Vertriebsmitarbeiter zur Verfügung stehen (Schritt 4).

Zum anderen werden die Kundengruppen für die Präsentation im Cockpit ausgehend von der CRM-Stammdatentabelle in die CRM-Portfolio-, Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-, Kontakt- und Kampagnen-/Ergebnistabelle des zweiten EDW-Layers (DSO Nr. 2.2-2.5) verteilt (Schritt 5). Diese Tabellen versorgen durch einen anschließenden Datentransferprozess danach den CRM-Portfolio-, Kampagnen/Ergebnis-, Kontakt- und Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-Data Mart (Data Mart Nr. 4.2-4.5), nachdem die zentralen Kundenstammdaten aus der CRM-Stammdatentabelle aufgebaut wurden (Schritte 6-10).

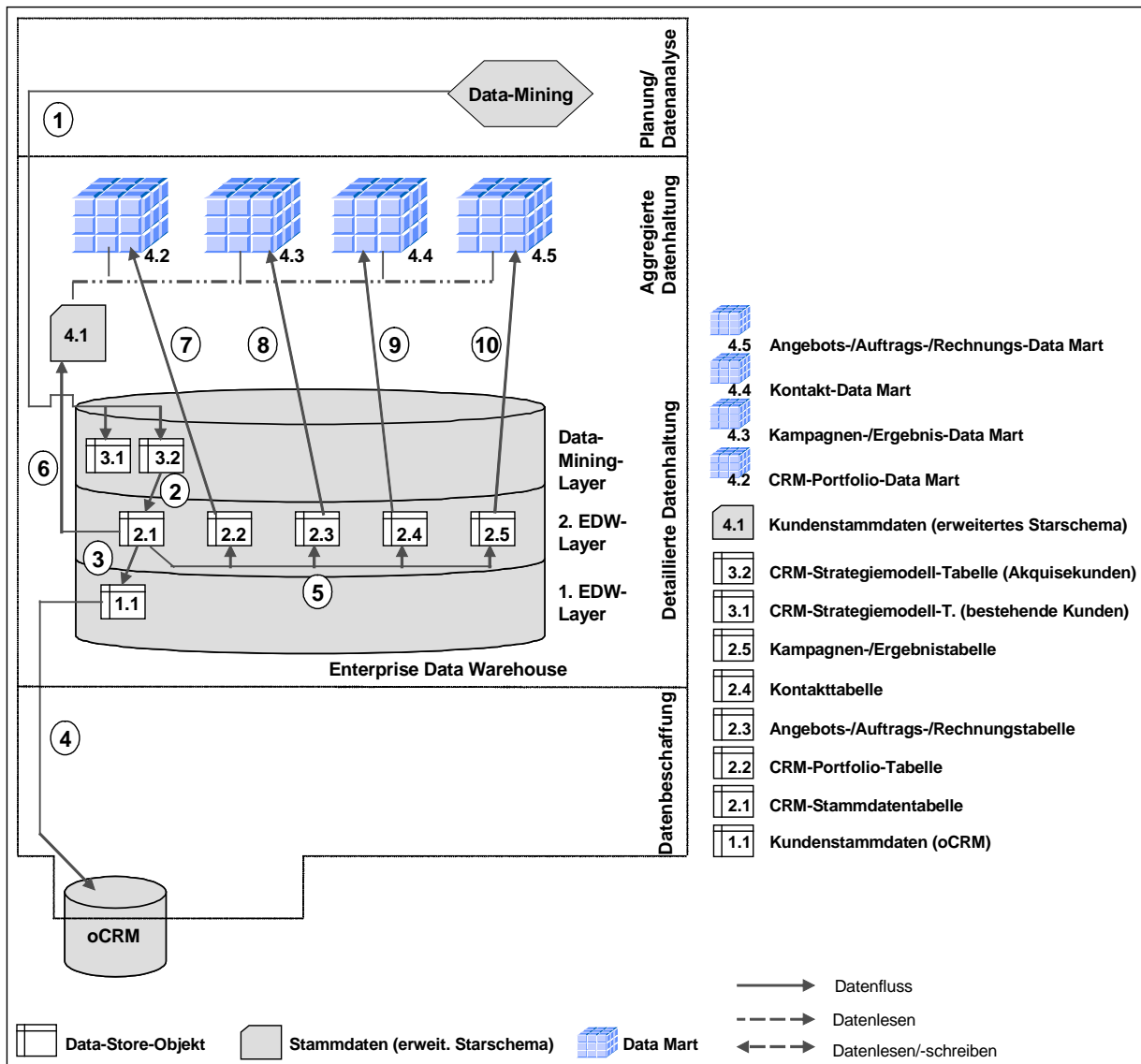


Abb. 6.19: Verteilung der Kundengruppenergebnisse innerhalb der BI-Data-Warehouse-Architektur

### 6.6.3.2 Verteilung der Kundenstufenergebnisse

Die Ergebnisse der Klassifikationsmodelle (Akquise-, Bestandskunden-, Cross-/Up-Selling-, Präventions- und Reakquisemodell) werden über die entsprechenden DSO-Tabellen (DSO-Nr. 3.3-3.7) des Data-Mining-Layers zur CRM-Portfolio-Tabelle (DSO-Nr. 2.2) zurückgeführt. Nur diese Tabelle ist für die prognostizierten Kundenstufen relevant. Es wird das Ziel verfolgt, die Entwicklung des CRM-Portfolios durch die Potenzialergebnisse vorauszusagen. Für die anderen DSO-Tabellen mit den Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-, Kontakt- und Kampagnen-/Ergebnisdaten (DSO-Nr. 2.2-2.5) ist dagegen die Speicherung der Ist-Kundenstufen, die originär im operativen CRM-System ermittelt werden, für die Analyse ausreichend.

Die Verteilung der (potenziellen) Kundenstufen mit dem finalen Ziel des CRM-Portfolio-Data Marts (Nr. 4.2) erfolgt über den Datentransferprozess, der auch bei der Datenbeschaffung

bereits eingesetzt wurde (vgl. Kap. 4.5.3). Die Datensätze, die mit der höheren Kundenstufe klassifiziert werden, werden dabei mit dem Werttyp „Potenzial“ gekennzeichnet. Die anderen Datensätze, die dagegen weiter die untere Kundenstufe haben, bleiben bei dem Werttyp „Ist“. Bei der Erstellung des Enterprise Data Warehouse für die aCRM-Implementierung wurde auch noch der Werttyp mit der Ausprägung „Ist (Wechsel)“ modelliert (vgl. Kap. 6.4.2.1). Diese Datensätze mit dieser Ausprägung werden nicht in die Data-Mining-Modelle einbezogen, weil sie gerade den Kundenstufenwechsel vollzogen haben. Da diese Kunden nach einem Monat wieder den Werttyp „Ist“ erhalten, werden diese frühestens zu diesem Zeitpunkt in den Data-Mining-Modellen berücksichtigt.

Um die durch die Data-Mining-Modelle ermittelten Ergebnisse in dem CRM-Portfolio-Data Mart (Nr. 4.2) zu laden, werden die Daten sowohl aus dem zweiten EDW-Layer als auch aus dem Data-Mining-Layer entnommen. Während aus den Tabellen der jeweiligen Data-Mining-Modelle die klassifizierten Kundenstufen selektiert werden, stammen aus dem EDW-Layer die Daten der restlichen Attribute.

Am Beispiel der CRM-Portfolio-Tabelle wird der Datentransferprozess unter Berücksichtigung einer einzigen Data-Mining-Anwendung in Form des Präventionsmodells verdeutlicht (vgl. Abb. 6.20).

Aus der CRM-Portfolio-Tabelle werden die Kunden, Monate, Kundengruppen, Kundendeckungsbeiträge, Kundenloyalitätswerte etc. für die Versorgung des CRM-Portfolio-Data Marts entnommen. Im Beispiel ist der Kunde Baumann der Kundengruppe 1 zugeordnet. Er hat einen Kundendeckungsbeitrag von 50 Euro mit einer Kundenloyalität von 100. In der Anwendung des Präventionsmodells ist er weiterhin als „Bestandskunde“ klassifiziert worden. Deshalb wird auch kein neuer Datensatz mit dem Werttyp „Potenzial“ eingefügt.

Der Kunde Kraft, der auch der Kundengruppe 1 zugeordnet ist, wurde dagegen durch das Präventionsmodell als „Wechselkunde“ klassifiziert. Es wird ein zusätzlicher Datensatz zum Ist-Datensatz mit dem Werttyp „Potenzial“ hinzugefügt. Der Ist-Datensatz (mit den Attributen) wird bis auf den Kundendeckungsbeitrag und der Kundenloyalität sozusagen in den Potenzial-Datensatz „kopiert“.

Der potenzielle Kundendeckungsbeitrag wird erst in der Planungsanwendung berechnet. Die Speicherung erfolgt ausschließlich im CRM-Portfolio-Data Mart. Eine potenzielle Kundenloyalität ist per Definition nicht vorhanden. Die gesamte Potenzialberechnung ist in Kap. 3.5.2.2 im Rahmen der CRM-Planung aus betriebswirtschaftlicher Sicht erläutert worden.

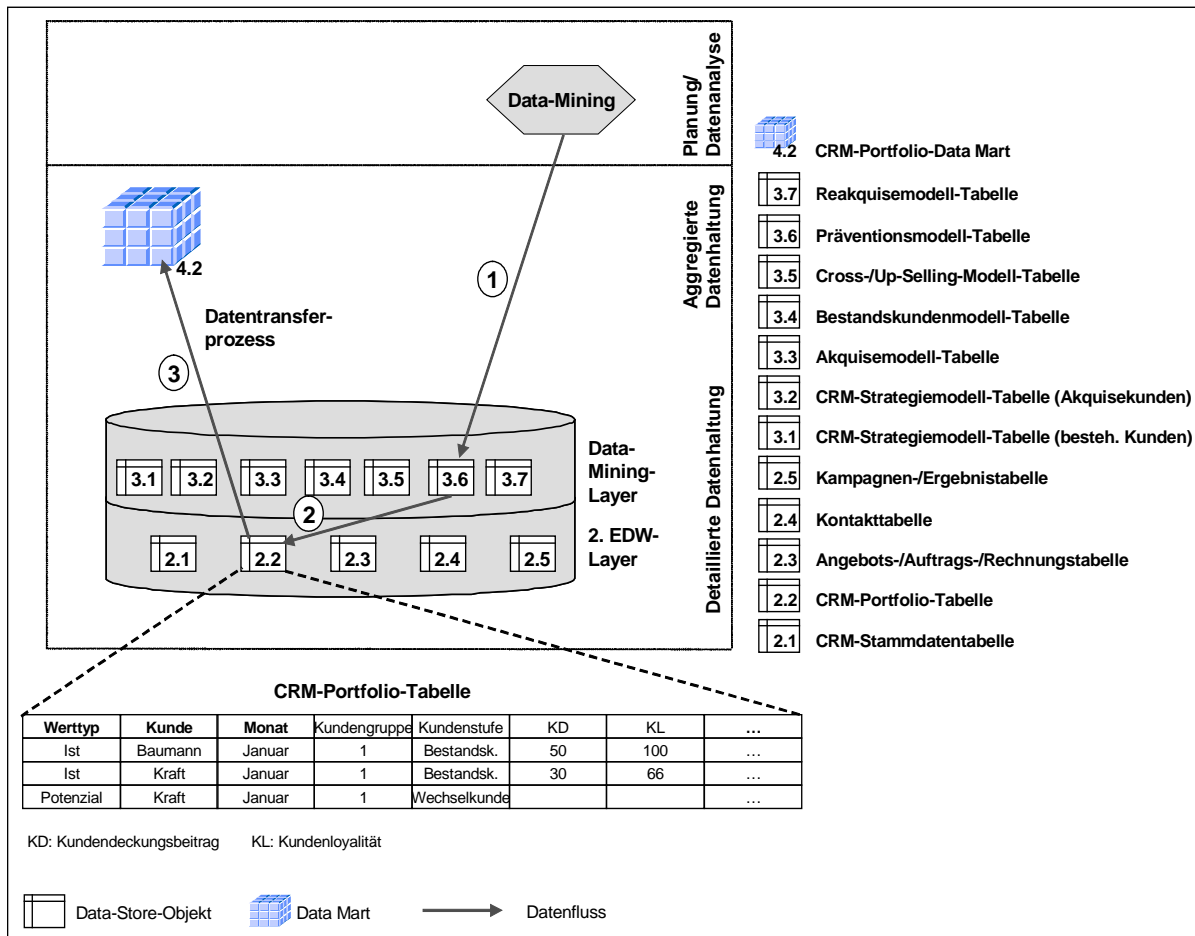


Abb. 6.20 Datentransferprozess mit den Klassifikationsergebnissen des Präventionsmodells für den CRM-Portfolio-Data Mart

### 6.7 Realisierung des Datenflusskonzeptes

Voraussetzung für die Umsetzung der entwickelten BI-Data-Warehouse-Architektur hinsichtlich der aCRM-Implementierung ist ein Datenflusskonzept innerhalb des BI-Data Warehouse. Im Datenflusskonzept ist definiert, welche Datenflüsse in welcher Reihenfolge durchgeführt werden. Zudem muss im BI-Data Warehouse ein Monitoring aufgebaut werden, das die Datenflüsse überwacht, um die Datenqualität sicherzustellen.

Insgesamt entsteht durch das Datenflusskonzept ein dynamisches aCRM-System. Die Datenflüsse werden in Tab. 6.6 im Detail dargestellt. Dabei können die gesamten Datenflüsse sowohl für das Full-Update-Verfahren (für den ersten Datenaufbau) als auch für das Delta-Verfahren angewendet werden.

- (1) Aufbau 1. und 2. EDW-Layer: Stammdaten (DSO-Nr. 1.1-1.3 und 2.1)

Im ersten Schritt sind die CRM-Stammdaten im BI-Data Warehouse aufzubauen. Bewegungsdaten wie Kundenangebote, Aufträge, Rechnungen etc. sind erst danach ins BI-Data Warehouse zu laden, damit die Bewegungsdaten ggf. um konsistente Stammdaten



angereichert werden können. Im vorliegenden Konzept wird die Kundenstufe (Ist) aus der CRM-Stammdaten-Tabelle (DSO-Nr. 2.1) in den Tabellen des 2. EDW-Layers verteilt.

Für den Stammdatenaufbau werden zunächst die Kundenstammdaten (oCRM), die angereicherten mikrogeografischen Daten und die Kundenzufriedenheits-/loyalitätsdaten aufgebaut, um schließlich die CRM-Stammdatentabelle (DSO-Nr. 2.1) zu versorgen. Die Anreicherung der Adressdaten um mikrogeografische Daten erfolgt im vorgelagerten ODS-Layer.

Die Kundenzufriedenheits-/loyalitätsdaten werden über das Data Matching zu den Kundendaten der CRM-Stammdatentabelle angereichert. Das Data Matching findet im Ladeprozess zwischen der Tabelle Kundenzufriedenheit-/loyalität (DSO-Nr. 1.3) und der CRM-Stammdatentabelle (DSO-Nr. 2.1) statt. Hierzu wird eine im Arbeitsspeicher gehaltene Tabelle aufgebaut, um die Durchschnittsberechnungen in Bezug auf die Strukturvariablen vorzunehmen (vgl. Kap. 4.5.2.4). Die Ergebnisse für die Wiederkaufs-, Zukaufs- und Weiterempfehlungsabsicht werden aus dieser temporären Tabelle ausgelesen und auf Kundenebene in der CRM-Stammdatentabelle gespeichert.

(2) Aufbau 1. EDW-Layer: Bewegungsdaten (DSO Nr. 1.4-1.8)

In einem zweiten Schritt des Datenflusskonzeptes werden die Bewegungsdaten für die Kundenangebote, Kundenaufträge, Rechnungen, Kontakte und die Ergebnisrechnung aus dem oCRM- und ERP-System geladen. Bei den Kundenangeboten, Aufträgen und Rechnungen wird auch der ODS-Layer benötigt, um jeweils die Kopf- und Positionstabellen zu speichern. Im ersten EDW-Layer werden jeweils diese beiden Tabellen zusammengeführt.

(3) Aufbau 2. EDW-Layer: Bewegungsdaten (DSO-Nr. 2.2-2.5)

Aus den DSO-Tabellen des ersten EDW-Layers werden die CRM-Portfolio-, Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-, Kontakt- und Kampagnen-/Ergebnistabelle aufgebaut. Im Ladevorgang werden die DSO-Tabellen um die Kundenstufe mit den Ist-Ausprägungen aus der CRM-Stammdatentabelle (DSO-Nr. 2.1) angereichert.

(4) Aufbau Data-Mining-Layer (DSO-Nr. 3.1-3.7)

Bevor einzelne Data-Mining-Modelle (z.B. CRM-Strategiemodelle) angewendet werden, wird der konsequente Layer-Aufbau weiterhin verfolgt. Aus den DSO-Tabellen des zweiten EDW-Layers werden alle DSO-Tabellen des Data-Mining-Layers aufgebaut.

Datenflussschritte	Lfd. Nr.	Data-Store-Objekt-/ Data-Mart-Bezeichnung	Nr.	Quelle
(1) Aufbau 1. und 2. EDW-Layer: Stammdaten	1	Kundenstammdaten (oCRM)	1.1	oCRM-System
	2	Angereicherte mikrogeografische Daten	1.2	Extern
	3	Kundenzufriedenheit-/loyalität	1.3	Extern
	4	CRM-Stammdatentabelle	2.1	Aus DSO-Nr. 1.1, 1.2, 1.3
(2) Aufbau 1. EDW-Layer: Bewegungsdaten	5	Kundenangebot (oCRM)	1.4	oCRM-System
	6	Kundenauftrag (oCRM)	1.5	oCRM-System
	7	Rechnung (ERP)	1.6	ERP-System
	8	Kontakte (oCRM)	1.7	oCRM-System
	9	Ergebnisrechnung (ERP)	1.8	ERP-System
(3) Aufbau 2. EDW-Layer: Bewegungsdaten	10	CRM-Portfolio-Tabelle	2.2	Aus DSO-Nr. 1.8 , 2.1
	11	Angebots-/Auftrags-/Rechnungstabelle	2.3	Aus DSO-Nr. 1.4 , 1.5, 1.6
	12	Kontaktabelle	2.4	Aus DSO-Nr. 1.7
	13	Kampagnen-/Ergebnistabelle	2.5	Aus DSO-Nr. 1.8
(4) Aufbau Data-Mining-Layer	14	CRM-Strategiemodell-Tabelle (bestehende Kunden)	3.1	Aus DSO-Nr. 2.1, 2.3, 2.4, 2.5
	15	CRM-Strategiemodell-Tabelle (Akquisekunden)	3.2	Aus DSO-Nr. 2.1
	16	Akquisemodell-Tabelle	3.3	Aus DSO-Nr. 2.1
	17	Bestandskundenmodell-Tabelle	3.4	Aus DSO-Nr. 2.1
	18	Cross-/Up-Selling-Modell-Tabelle	3.5	Aus DSO-Nr. 2.1, 2.3, 2.4, 2.5
	19	Präventionsmodell-Tabelle	3.6	Aus DSO-Nr. 2.1, 2.3, 2.4, 2.5
	20	Reakquisemodell-Tabelle	3.7	Aus DSO-Nr. 2.1, 2.3, 2.4, 2.5
(5) Anwendung der Data-Mining-Modelle	21	CRM-Strategiemodell (bestehende Kunden)	-	Ergebnissicherung in DSO-Nr. 3.1
	22	CRM-Strategiemodell (Akquisekunden)	-	Ergebnissicherung in DSO-Nr. 3.2
	23	Akquisemodell	-	Ergebnissicherung in DSO-Nr. 3.3
	24	Bestandskundenmodell	-	Ergebnissicherung in DSO-Nr. 3.4
	25	Cross-/Up-Selling-Modell	-	Ergebnissicherung in DSO-Nr. 3.5
	26	Präventionsmodell	-	Ergebnissicherung in DSO-Nr. 3.6
	27	Reakquisemodell	-	Ergebnissicherung in DSO-Nr. 3.7
(6) Verteilung Kundengruppen-ergebnisse	28	CRM-Stammdatentabelle	2.1	Aus DSO-Nr. 3.1 und 3.2
	29	CRM-Portfolio-Tabelle	2.2	Aus DSO-Nr. 2.1
	30	Angebots-/Auftrags-/Rechnungstabelle	2.3	Aus DSO-Nr. 2.1
	31	Kontaktabelle	2.4	Aus DSO-Nr. 2.1
	32	Kampagnen-/Ergebnistabelle	2.5	Aus DSO-Nr. 2.1
	33	Kundenstammdaten (oCRM)	1.1	Aus DSO-Nr. 2.1
(7) Verteilung Kundenstufen-ergebnisse	34	CRM-Portfolio-Tabelle	2.2	Aus DSO-Nr. 3.3, 3.4, 3.5, 3.6, 3.7
(8) Aufbau Data Marts (einschließlich Stammdaten)	35	Kundenstammdaten (erweit. Starschema)	4.1	Aus DSO-Nr. 2.1
	36	CRM-Portfolio-Data Mart	4.2	Aus DSO-Nr. 2.2
	37	Angebots-/Auftrags-/Rechnungs-Data Mart	4.3	Aus DSO-Nr. 2.3
	38	Kontakt-Data Mart	4.4	Aus DSO-Nr. 2.4
	39	Kampagnen-/Ergebnis-Data Mart	4.5	Aus DSO-Nr. 2.5

Tab. 6.6: Datenflusskonzept im BI-Data Warehouse für die aCRM-Implementierung

## (5) Anwendung der Data-Mining-Modelle

### a) CRM-Strategiemodell für bestehende Kunden und Akquisekunden

Zunächst sind die CRM-Strategiemodelle für die Kundengruppenermittlung anzuwenden. Dabei liegt die Besonderheit vor, dass bei der Data-Mining-Entwicklung zunächst das Strategiemodell für bestehende Kunden (Bestandskunden, Cross-/Up-Selling-Kunden, Reakquisekunden) entwickelt werden muss, bevor die CRM-Strategiemodellentwicklung für Akquisekunden begonnen werden kann.

Das CRM-Strategiemodell für Akquisekunden setzt auf die Kundengruppenermittlung der bestehenden Kunden auf. In der späteren Anwendung könnte auch das CRM-Strategiemodell für Akquisekunden im ersten Schritt durchgeführt werden. Damit aber das Datenflusskonzept für die Entwicklung und Anwendung der Data-Mining-Modelle nicht unterschiedlich aufgebaut wird, wird als erstes das CRM-Strategiemodell für die bestehenden Kunden durchgeführt. Es schließt sich das CRM-Strategiemodell für die Akquisekunden an.

Aus operativer CRM-Sicht wird das CRM-Strategiemodell für die bestehenden Kunden angestoßen, wenn die Kundenstufe zum Bestandskunden, Cross-/Up-Selling-Kunden, oder Reakquisekunden wechselt. Es findet in der Anwendungsphase jeweils eine Überprüfung der Kundengruppenzuordnung statt. Durch das CRM-Strategiemodell für die Akquisekunden wurde die erste Zuordnung zu den Kundengruppen (zeitlich vorgelagert) bereits vorgenommen. Weil ein Kundengruppenwechsel eine strategische Entscheidung darstellt, wäre zu überlegen, die Umgruppierung nicht automatisch über das Data-Mining-Modell vorzunehmen, sondern zunächst als Vorschlag dem Endanwender zur Verfügung zu stellen. Dieser kann dann den Vorschlag annehmen oder ablehnen. Entscheidend ist, dass er die Gründe für den Kundengruppenwechsel analysiert, um ggf. auch gleiche operative Maßnahmen für die wertvollen Kunden einzuleiten.

### b) Akquise-, Bestandskunden-, Cross-/Up-Selling-, Präventions- und Reakquisemodell

Nach der Anwendung der strategischen Data-Mining-Modelle folgen die Data-Mining-Anwendungen für die Kundenstufenklassifikationen. Bei diesen Data-Mining-Modellen ist der Kundenstufenwechsel im oCRM-System nicht unmittelbar der Auslöser für das sofortige Starten der Data-Mining-Anwendungen. Der Kundenstufenwechsel ist bereits ein Ergebnis eines CRM-Prozesses. Bspw. wurde ein Akquisekunde zum Bestandskunden, wenn der erste Kauf getätigt bzw. Vertrag geschlossen wurde. Dann macht es keinen Sinn, sofort die nächste Kundenstufe (z.B. Angebot eines Cross- bzw. Up-Selling-Produktes) anzustreben. Die Kundenstufenentwicklung sollte zeitversetzt angegangen

werden. Deshalb sind die Data-Mining-Modelle erst nach einer definierten Zeitspanne anzuwenden. Aus Datenflusssicht werden über das Delta-Verfahren allerdings sofort die Datensätze mit den Kundenstufen, die gewechselt haben, identifiziert und ins BI-Data Warehouse geladen. Sie stehen für die Anwendung der Data-Mining-Modelle bereit. Über das Ladedatum kann bspw. die spätere Anwendung der Data-Mining-Modelle gesteuert werden.

Die Data-Mining-Modelle für die Kundenstufen sollten auch in gewissen Zeitabständen mehrmals für die gleichen Kunden angewendet werden, weil sich die Datenbasis der einzelnen Kunden durch die Kundenkontakte laufend ändern. Die Klassifikationsergebnisse können durch die veränderte Datenbasis unterschiedlich ausfallen.

Alle Gruppierungs- und Klassifikationsergebnisse werden in den entsprechenden DSO-Tabellen des Data-Mining-Layers zurückgeschrieben.

#### (6) Verteilung Kundengruppenergebnisse

In dem weiteren Datenfluss werden die Kundengruppenergebnisse beider CRM-Strategiemodelle über die CRM-Stammdatentabelle (DSO-Nr. 2.1) zu den anderen DSO-Tabellen des zweiten EDW-Layers (DSO-Nr. 2.2-2.5) verteilt. Damit das oCRM-System auch diese Kundengruppenergebnisse erhält, werden die Kundengruppen über die DSO-Tabelle Kundenstammdaten (oCRM) des ersten EDW-Layers ins oCRM-System überführt.

#### (7) Verteilung Kundenstufenergebnisse (Potenzial)

Alle Kundenstufen-Klassifikationsergebnisse werden in die CRM-Portfolio-Tabelle (über den Werttyp „Potenzial“) zurückgeführt, um die CRM-Portfolio-Entwicklung zu prognostizieren. Für die anderen DSO-Tabellen des zweiten EDW-Layers verbleibt die Kundenstufenbetrachtung im Ist.

#### (8) Aufbau Data Marts (einschließlich Stammdaten)

Um den Datenfluss innerhalb des BI-Data Warehouse zu vervollständigen, werden anschließend die Stammdaten und danach die Data Marts aufgebaut.

Im vorliegenden Beispiel werden die Daten der CRM-Stammdatentabelle in die zentrale Kundenstammdaten-Tabelle (Nr. 4.1) des erweiterten Starschema-Konzeptes geladen.

Die vollständig aufgebauten DSO-Tabellen mit Bewegungsdaten des zweiten EDW-Layers (DSO-Nr. 2.2-2.5) versorgen abschließend den CRM-Portfolio-Data Mart (Nr. 4.2), Kampagnen/Ergebnis-Data Mart (Nr. 4.3), Kontakt-Data Mart (Nr. 4.3) und Angebots-/Auf-

trags-/Rechnungs-Data Mart (Nr. 4.5). Insgesamt ist zu klären, wie dynamisch das aCRM-System sein soll. Davon ist es abhängig, wie häufig das Full-Update- (für Stammdaten) und Delta-Verfahren (für Bewegungsdaten) basierend auf dem Datenflusskonzept angewendet wird (stündlich, täglich etc.).

### **6.8 Zusammenfassende Darstellung des automatisierten Kundengruppen- und -stufenmanagements**

Abschließend wird die Implementierung des analytischen CRM zusammenfassend dargestellt, indem das Zusammenspiel des BI-Data Warehouse, Data-Minings und operativen CRM-Systems aus Sicht eines automatisierten Kundengruppen- und -stufenmanagements aufgezeigt wird. Das „automatisierte Kundengruppen- und -stufenmanagement“ ist das wesentliche Kennzeichen für die aCRM-Realisierung.

Für die Unterstützung der CRM-Portfolio-Entwicklung werden über Data-Mining die strategischen Kundengruppen für die bestehenden Kunden und Akquisekunden ermittelt (vgl. Tab. 6.7). Ergebnis ist eine CRM-Strategie mit CRM-Maßnahmen, die den Kundenangang (Marketing-Mix) und die Kundenbeziehung betreffen. Nach der erstmaligen Kundengruppenermittlung findet immer eine Kundengruppenüberprüfung bei jedem Kunden-Datensatz statt, wenn ein Kundenstufenwechsel im oCRM-System erfolgt.<sup>487</sup>

Um eine automatisierte CRM-Portfolio-Planung zu erreichen, werden jeweils die „erfolgsversprechenden“ und „wechselgefährdeten“ Kunden in Abhängigkeit von der Kundenstufe identifiziert und über den CRM-Portfolio-Data Mart der BI-gestützten Planung zur Verfügung gestellt. Zusätzlich werden die Potenzial- und Frühwarnergebnisse ermittelt, die im Cockpit für die Führungskräfte und Vertriebsmitarbeiter verteilt werden. Die Präsentation kann über Potenzial- und CRM-Kennzahlen sowie über Potenzial- und Frühwarnlisten erfolgen. Die Verteilung der Data-Mining-Ergebnisse findet über das Enterprise Data Warehouse (EDW) statt.

---

<sup>487</sup> Keine Kundengruppenüberprüfung bei der Kundenstufenänderung zum Wechselkunden.

Closed-Loop-Einordnung	Kundenstufe	Unterstützung durch Data-Mining	Unterstützung durch ein BI-Data Warehouse	Umsetzung der Kundengruppen/-stufen im oCRM-System
CRM-Portfolio-Entwicklung	Bestandskunde Cross-/Up-Selling-Kunde Reakquisekunde	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Kundengruppenermittlung für die Ableitung der CRM-Strategie hinsichtlich des Kundenangangs (Marketig-Mix) und der Kundenbeziehungsmaßnahmen</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Verteilung der Kundengruppen über das Enterprise Data Warehouse (EDW)</li> <li>• Kundentypologie wird über das Cockpit präsentiert</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Automatische Speicherung der Kundengruppen in der oCRM-Kundentabelle (aus der Data-Mining-/BI-Data Warehouse-Ermittlung)</li> </ul>
	Akquisekunde	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Identifizierung der Kundengruppe für jeden Akquisekunden (Übertragung der ermittelten Kundengruppen auf die Akquisekunden)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Verteilung der Kundengruppen über das Enterprise Data Warehouse (EDW)</li> <li>• Kundentypologie wird über das Cockpit präsentiert</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Automatische Speicherung der Kundengruppen in der oCRM-Kundentabelle (aus der Data-Mining-/BI-Data Warehouse-Ermittlung)</li> </ul>
CRM-Portfolio-Planung	(Adresse)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Identifizierung von "Erfolg versprechenden" Akquisekunden</li> <li>• Ermittlung des Akquisepotenzials</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Potenzialergebnisse werden über den CRM-Portfolio-Data Mart der Planung zur Verfügung gestellt bzw. im Cockpit präsentiert (z.B. Kennzahlen, Potenzialliste)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Adressenermittlung von Fremdanbietern und Speicherung der Adressen in der oCRM-Kundentabelle</li> </ul>
	Akquisekunde	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Identifizierung von "Erfolg versprechenden" Bestandskunden</li> <li>• Ermittlung des Bestandskundenpotenzials</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Potenzialergebnisse werden über den CRM-Portfolio-Data Mart der Planung zur Verfügung gestellt bzw. im Cockpit präsentiert (z.B. Kennzahlen, Potenzialliste)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Ist-Kundenstufe "Akquisekunde" wird gesetzt, wenn Interesse vom potenziellen Kunden identifiziert wird</li> </ul>
	Bestandskunde	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Identifizierung von "Erfolg versprechenden" Cross/Up-Selling-Kunden und "wechselgefährdeten" Bestandskunden</li> <li>• Ermittlung des Cross/Up-Selling- und Wechsellpotenzials</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Potenzial- und Frühwarnergebnisse werden über den CRM-Portfolio-Data Mart der Planung zur Verfügung gestellt bzw. im Cockpit präsentiert (z.B. Kennzahlen, Potenzial- und Frühwarnliste)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Ist-Kundenstufe "Bestandskunde" wird gesetzt, wenn der erste Auftrag oder Vertragsabschluss vorliegt</li> </ul>
	Cross-/Up-Selling-Kunde	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Identifizierung von "wechselgefährdeten" Cross-/Up-Selling-Kunden</li> <li>• Ermittlung des Wechsellpotenzials</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Frühwarnergebnisse werden über den CRM-Portfolio-Data Mart der Planung zur Verfügung gestellt bzw. im Cockpit präsentiert (z.B. Kennzahlen, Frühwarnliste)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Ist-Kundenstufe "Cross-/Up-Selling-Kunde" wird gesetzt, wenn die Cross-/Up-Selling-Maßnahme erfolgreich war</li> </ul>
	Wechselkunde	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Identifizierung von "Erfolg versprechenden" Reakquisekunden</li> <li>• Ermittlung des Reakquisepotenzials</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Potenzialergebnisse werden über den CRM-Portfolio-Data Mart der Planung zur Verfügung gestellt bzw. im Cockpit präsentiert (z.B. Kennzahlen, Potenzialliste)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Ist-Kundenstufe "Wechselkunde" wird gesetzt, wenn eine Vertragskündigung erfolgt oder die Ø-Wiederkauffrequenz überschritten wurde</li> </ul>
	Reakquisekunde	<ul style="list-style-type: none"> <li>• -</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• -</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Ist-Kundenstufe "Reakquisekunde" wird gesetzt, wenn die Rückgewinnungsmaßnahme erfolgreich war</li> </ul>

Tab. 6.7: Zusammenspiel zwischen Data-Mining, BI-Data Warehouse und oCRM-System für ein automatisiertes Kundengruppen- und -stufenmanagement

Aus operativer CRM-Sicht werden keine Kundenstufen aus dem BI-Data Warehouse ins operative System zurückgeführt. Der Kreislauf schließt sich, wenn aus den Data-Mining-Ergebnissen der Kundenstufen-Klassifikationen, die über das Cockpit präsentiert werden, entsprechende CRM-Maßnahmen abgeleitet werden. Über die operativen Abwicklungsprozesse, die durch die Vertriebsmitarbeiter durchgeführt werden, werden dann die Kundenstufen im oCRM-System in Abhängigkeit vom eingetretenen Geschäftsvorfall gesetzt. Bspw. wird der Bestandskunde zum Cross-/Up-Selling-Kunden, wenn die Cross-/Up-Selling-Maßnahme erfolgreich war.

### **6.9 Ergebnisse „Implementierung des aCRM“**

Aus den Ergebnissen der aCRM-Konzeption („Konzeptrahmenebene“, „betriebswirtschaftliche Ebene“, „IT-Ebene“, „Anwendungsebene“) wurde ein Implementierungskonzept für das analytische CRM abgeleitet.

Hierzu wurden ausgehend von der betriebswirtschaftlichen Ebene die relevanten Data-Mining-Aufgaben identifiziert, die die CRM-Portfolio-Entwicklung und -Planung unterstützen. Die Data-Mining-Modelle betreffen zum einen die strategische Ziel-/Kundengruppenermittlung, um die CRM-Strategie ableiten zu können, zum anderen die Kundenstufenpotenzialermittlung, um die CRM-Portfolio-Planung zu automatisieren. Für die Umsetzung des CRM-Controllings sind Potenzial- und CRM-Kennzahlen zu implementieren.

Auf Basis der identifizierten aCRM-Aufgaben wurde speziell eine BI-Data-Warehouse-Architektur für die aCRM-Implementierung entwickelt. Zunächst wurde ein für Führungskräfte und Mitarbeiter einheitlicher Cockpit-Entwurf erstellt. Die Anwendung erfolgt über Navigationsebenen und über einen Navigationspfad. Speziell wurde auf die Kunden-Cockpit-Sicht für die Vertriebsmitarbeiter eingegangen. Im Ergebnis ist mit dem Cockpit ein zentrales Kundenentwicklungs-, Frühwarn- und Navigationsinstrument entstanden.

Dieser Realisierungsrahmen hat die Voraussetzung geschaffen, einen konkreten Modellierungsvorschlag für ein Enterprise Data Warehouse hinsichtlich der aCRM-Implementierung zu entwickeln. Mit ausgewählten Datenobjekten wurden zwei EDW-Layer realisiert. Wesentlicher Bestandteil ist ein Data-Store-Objekt für das entwickelte CRM-Portfolio unter Berücksichtigung des Kundenwertes und der Kundenloyalität.

Es schloss sich die Entwicklung der Data Marts für das CRM-Controlling an. Es wurden hierzu vier Data Marts entwickelt, die sowohl als Informationsbasis für das CRM-Portfolio als auch für die Berechnung der Potenzial- und CRM-Kennzahlen dienen. Ausgehend vom CRM-Portfolio kann über Kampagnen und Kontakten bis zu den Aufträgen, Angeboten und Rechnungen navigiert werden. Um die Datenkonsistenz zwischen den Data Marts

herzustellen, wurde eine zentrale Kundenstammtabelle implementiert, auf die alle Data Marts zugreifen. Die Steuerung des Kundengruppen- und -stufenmanagements wird durch die einheitlichen Kundenstammdaten des erweiterten Starschema-Konzeptes sichergestellt.

Für die Realisierung des Kundenentwicklungs- und Frühwarnsystems wurden gemäß den identifizierten aCRM-Aufgaben entsprechende Data-Mining-Modelle entwickelt. Schwerpunkt der Untersuchung war die Integration der Data-Mining-Modelle in die BI-Data-Warehouse-Architektur. Hierzu wurde das Enterprise Data Warehouse um einen Data-Mining-Layer weiterentwickelt, der als Datenbasis für die Data-Mining-Modelle dient. Auch die Verteilung der Data-Mining-Ergebnisse insbesondere zum CRM-Portfolio-Data Mart findet über den Data-Mining-Layer statt.

Es folgte ein Datenflusskonzept für die Data-Store-Objekte und Data Marts. Eine abschließende Darstellung des Realisierungskonzeptes durch das Zusammenspiel des BI-Data Warehouse, Data-Minings und oCRM-Systems rundete das Kapitel ab, um das automatisierte Kundengruppen- und -stufenmanagement (=dynamisches aCRM-System) als wesentliches Kennzeichen der aCRM-Implementierung gesamtheitlich zu betrachten.

Abb. 6.21 zeigt die Ergebnisse.



- ✓ **Identifizierung der relevanten aCRM-Aufgaben aus dem Closed-Loop-Ansatz**
  - Implementierung einer Data-Mining-gestützten Kundengruppenermittlung für die CRM-Portfolio-Entwicklung, um die CRM-Strategie abzuleiten
  - Realisierung einer Data-Mining-gestützten Kundenstufenpotenzialermittlung, um die CRM-Portfolio-Planung zu automatisieren
  - Umsetzung der definierten Potenzial- und CRM-Kennzahlen
- ✓ **Entwicklung einer BI-Data-Warehouse-Architektur speziell für die aCRM-Implementierung**
- ✓ **Entwicklung eines Cockpits für die Führungskräfte und Mitarbeiter**
  - Entwurf eines Cockpits, das als zentrales Kundenentwicklungs-, Frühwarn- und Navigationsinstrument dient
  - Erstellung einer Kunden-Cockpit-Sicht
- ✓ **Modellierung der Basis-Datenbank für die aCRM-Implementierung**
  - Auswahl der relevanten Datenobjekte
  - Entwicklung von zwei EDW-Layern mit Data-Store-Objekten
- ✓ **Modellierung der Data Marts für die aCRM-Implementierung**
  - Entwicklung von vier Data Marts für die strategische, taktische und operative Steuerung
  - Bereitstellung der Informationsbasis für das CRM-Portfolio und der Berechnung der Potenzial- und CRM-Kennzahlen
  - Realisierung von einheitlichen Kundenstammdaten
- ✓ **Konkrete Ausgestaltung des Data-Mining-Einsatzes für die aCRM-Implementierung**
  - Entwicklung der über die aCRM-Aufgabenstellung identifizierten Data-Mining-Modelle
  - Weiterentwicklung des Enterprise Data Warehouse um einen zusätzlichen Data-Mining-Layer für den integrierten Data-Mining-Einsatz
  - Verteilung der Data-Mining-Ergebnisse (Kundengruppen und -stufen)
- ✓ **Realisierung eines Datenflusskonzeptes**
- ✓ **Zusammenfassende Darstellung des Kundengruppen- und -stufenmanagements**

Abb. 6.21: Ergebnisse „Implementierung des aCRM“

## 7 Fallstudie zum aCRM

### 7.1 Überblick

#### 7.1.1 Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte

Abschließend findet die Realisierung des aCRM-Konzeptes anhand einer Fallstudie zum analytischen CRM statt. Während sich Kapitel 6 mit einer allgemeingültigen Implementierung der aCRM-Konzeption beschäftigt hat, findet in diesem Kapitel die praktische Umsetzung anhand von Kundendaten eines großen optischen Industrie- und Handelsunternehmens statt. Zielsetzung ist, eine CRM-Strategie auf Basis der Business-Intelligence-Instrumente Data Warehouse und Data-Mining zu entwickeln (vgl. Abb. 7.1).

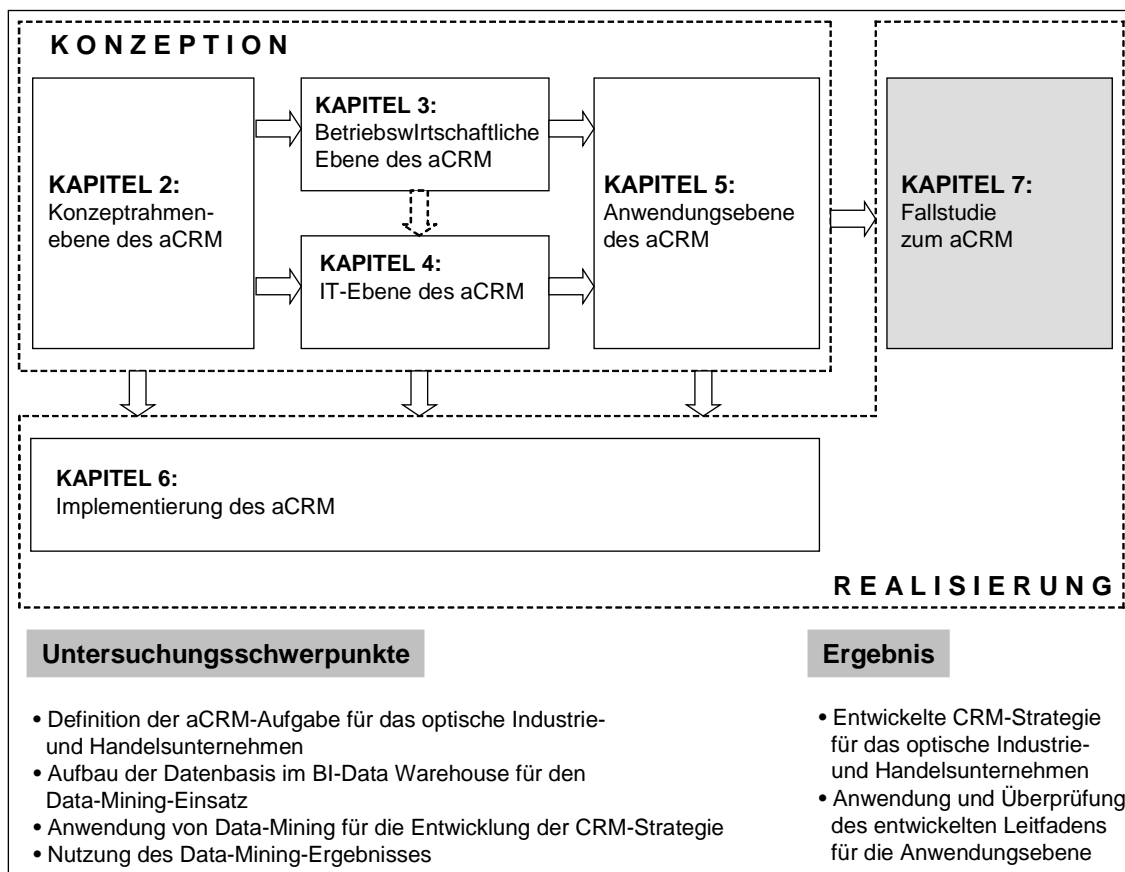


Abb. 7.1: Einordnung und Untersuchungsschwerpunkte „Fallstudie zum aCRM“

Untersuchungsschwerpunkte sind die fallbezogene aCRM-Aufgabendefinition, der Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse sowie die Anwendung und Nutzung des Data-Minings.

Ergebnis ist eine entwickelte CRM-Strategie für das optische Industrie- und Handelsunternehmen. Zudem wird der entwickelte Leitfaden aus Kap. 5 angewendet, um die praktische Umsetzbarkeit zu überprüfen.

### 7.1.2 Anwendung des aCRM-Phasenansatzes

Zunächst findet die aCRM-Aufgabenbeschreibung und die Zielkonkretisierung einschließlich der Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps für die Entwicklung der CRM-Strategie des optischen Industrie- und Handelsunternehmens statt (vgl. Abb. 7.2). Aus dieser Aufgabenstellung werden die relevanten Kundendaten des Unternehmens abgeleitet. Es erfolgt die Anpassung der Basis-Datenbank für den Data-Mining-Einsatz. Danach schließt sich die Anwendung des Data-Minings an. Dabei wird die Vorgehensweise einschließlich der Auswahl der Data-Mining-Methode für die Ableitung der CRM-Strategie festgelegt, bevor der iterative Data-Mining-Prozess durchgeführt wird. Abschließend wird die Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses in der Fallstudie kurz beleuchtet.

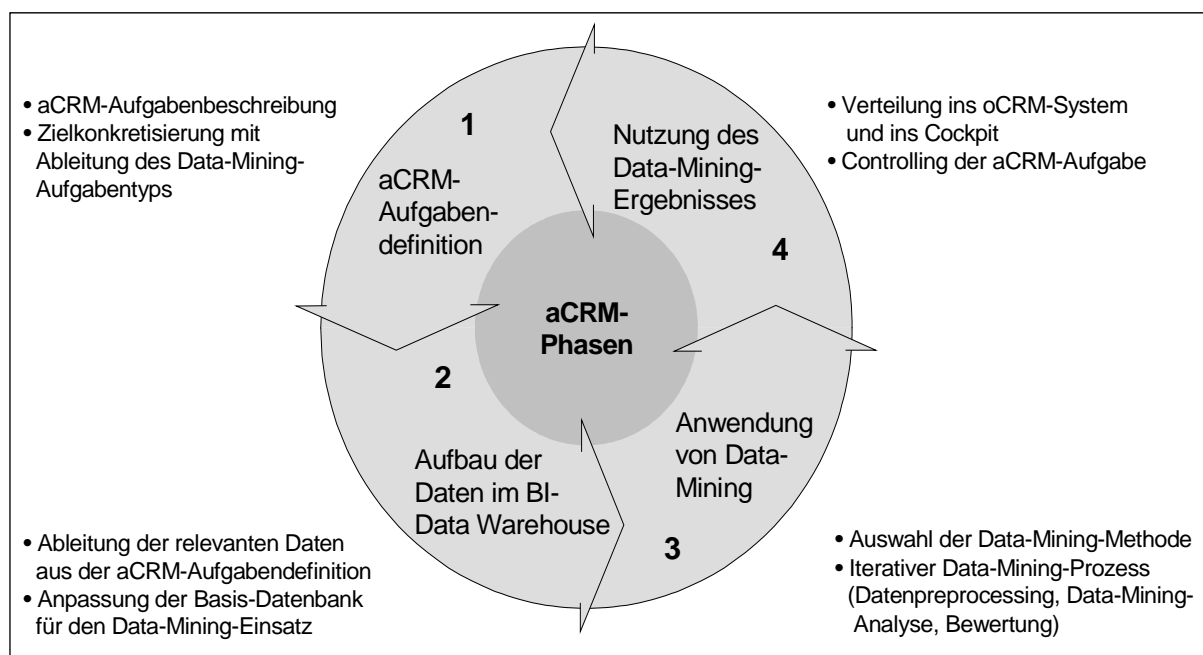


Abb. 7.2: Anwendung des aCRM-Phasenansatzes für die Entwicklung einer CRM-Strategie am Beispiel eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens

## 7.2 aCRM-Aufgabendefinition

### 7.2.1 Einordnung in den Closed-Loop-Ansatz

Ausgangspunkt aller CRM-Aktivitäten stellt die CRM-Portfolio-Entwicklung im Closed-Loop-Ansatz dar, um die CRM-Strategie zu erstellen. Allerdings beschränkt sich die Fallstudie auf die Ermittlung von Ziel- bzw. Kundengruppen. Es wird kein komplettes CRM-Portfolio aufgebaut, weil die Kundenloyalitätsdaten nicht in der notwendigen Form in dem Unternehmen vorlagen (vgl. Kap. 7.2.2.4).

Aufgabe ist somit eine kundengruppenbezogene CRM-Strategie auf Basis der Kundendaten des optischen Industrie- und Handelsunternehmens zu entwickeln (vgl. Abb. 7.3).

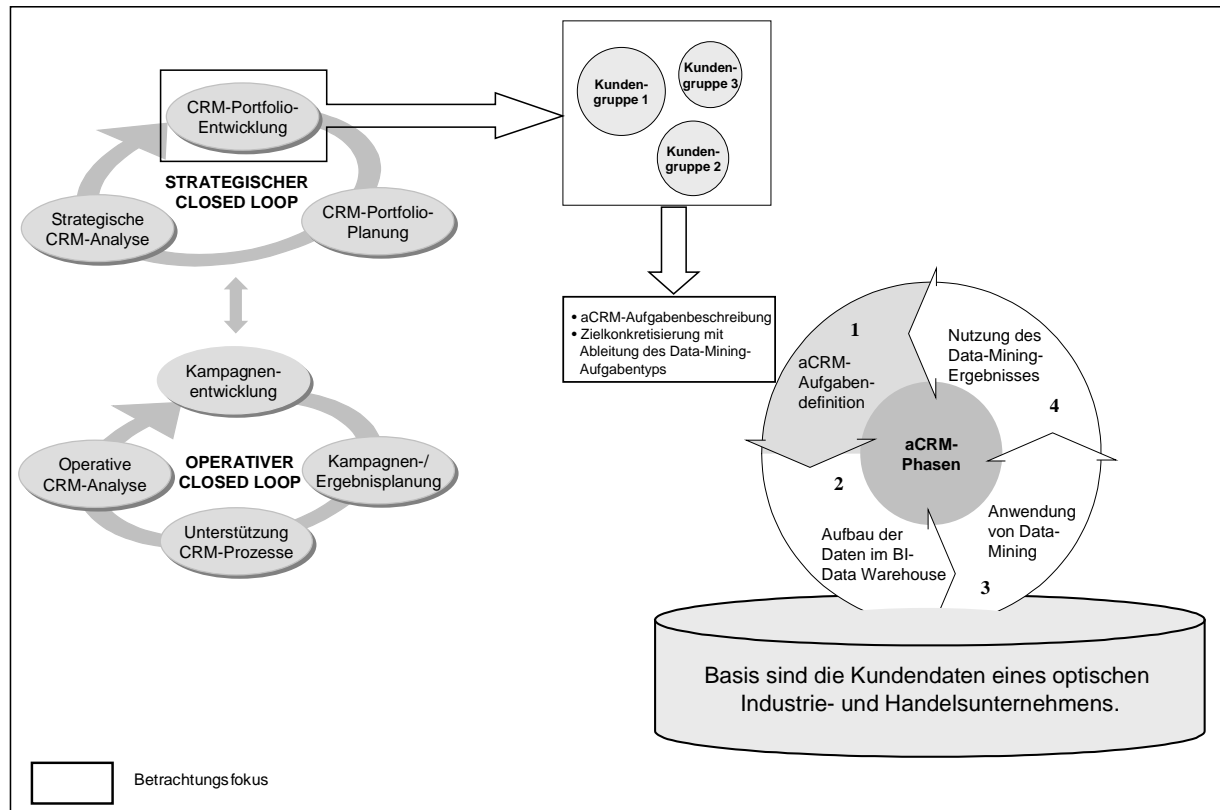


Abb. 7.3: Einordnung der Fallstudie in den Closed-Loop-Ansatz als Ausgangspunkt der aCRM-Aufgabendefinition

## 7.2.2 Berücksichtigung der aCRM-Bestimmungsfaktoren

Um eine CRM-Strategie auf Basis des aCRM-Konzeptes zu erstellen, muss die Aufgabenstellung konkretisiert werden. Die in Kap. 2.1.4 erörterten aCRM-Bestimmungsfaktoren Kundenprofitabilität, Kundenlebenszyklus, Differenzierung, Kundenstabilität und Dynamik stellen den Rahmen für die Entwicklung der CRM-Strategie dar. Durch die Berücksichtigung der aCRM-Bestimmungsfaktoren wird die relevante Fragestellung identifiziert, die dann über die Anwendung der weiteren aCRM-Phasen gelöst wird.

### 7.2.2.1 Kundenprofitabilität

Bei der Konkretisierung der aCRM-Aufgabenstellung müssen zunächst Grundüberlegungen über das Produktangebot des Optikgeschäfts angestellt werden. Kernprodukt des optischen Industrie- und Handelsunternehmens ist bekanntlich die Brille. Bei der Brille handelt es sich mit einer Fassung und zwei Gläsern um ein Verbundprodukt. Der Kunde hat eine Vielzahl von Entscheidungen zu treffen. Neben der Fassungsauswahl muss der Kunde sich bei der Gläserwahl zwischen Glas und Kunststoff, die sphärisch oder asphärisch geschliffen werden, zwischen Standard und hochbrechenden, zwischen dünnen und dicken, zwischen flachen und gewölbten etc. entscheiden. Insgesamt ist für den Kauf die Bewertung des Kunden bezüglich des Preis-Leistungs-Verhältnisses entscheidend.

Weil der Kunde die Möglichkeit hat, überwiegend jede Fassung mit jedem Glas zu kombinieren, stellt sich aus Analysesicht die Frage, welches von beiden eigentlich das Analyseobjekt ist. Als Entscheidungshilfe wird die Kundenprofitabilität herangezogen. Die hohen Deckungsbeiträge werden im Optikgeschäft mit den Gläsern und nicht mit den Fassungen erzielt. Deshalb steht das Glas im Vordergrund der anstehenden Data-Mining-Analyse.

Aus Sicht der Profitabilität muss das Glas weiter spezifiziert werden. Es lassen sich Einstärkengläser, die die Kurz- oder Weitsichtigkeit korrigieren, oder Mehrstärkengläser für die Alterssichtigen unterscheiden. Zwischen 40 und 50 wird die Alterssichtigkeit bei vielen Frauen und Männern eintreten. In dieser Lebensphase wird die Augenlinse zunehmend härter und ist nicht mehr elastisch genug. Das Auge kann sich nicht auf die Sehaufgaben in der Nähe einstellen. Wurde bisher noch keine Brille getragen, dann wird zumeist die Halbbrille/Lesebrille bevorzugt. Anderenfalls wählt der Kunde die Mehrstärkengläser. Hier lassen sich grundsätzlich Bifokal- und Gleitsichtgläser unterscheiden (vgl. Abb. 7.4).

Bei den Bifokalgläsern handelt es sich um einen traditionellen Glastyp. Im oberen Teil befindet sich der Fern- und im unteren Teil die Nahkorrektur. Zwischen dem gegenüber der Einstärkenbrille verkleinerten Blickfeld entsteht eine Trennungslinie, die störend wirken kann. Auch die ästhetische Erscheinung leidet darunter.

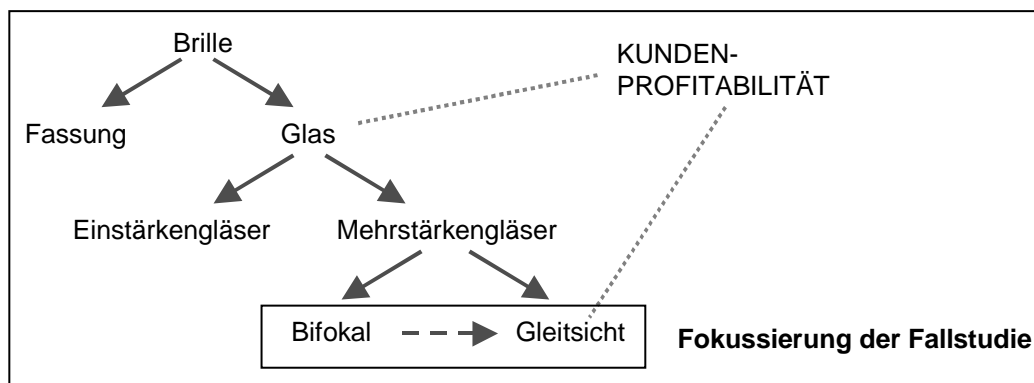


Abb. 7.4: Brillen-/Glasstrukturierung unter dem Gesichtspunkt der Kundenprofitabilität für die Fokussierung der Fallstudie

Demgegenüber erlauben Gleitsichtgläser stufenlos scharfes Sehen. Bei den Gleitsichtgläsern gibt es keine Trennungslinie, weil die Dioptrienzahl allmählich und unsichtbar vom Fern- zum Nahbereich zunimmt. Die Gleitsichtglastechnik wurde von den Kunden akzeptiert.<sup>488</sup>

Die Glashersteller und die Optiker sind bestrebt, bei den Alterssichtigen die Gleitsichtgläser zu verkaufen, weil mit diesem Kundensegment die höchsten Deckungsbeiträge erzielt werden. Indiz dafür ist auch die Werbung vieler Glashersteller und Optiker, die speziell das Gleitsichtglas bewerben. Genau auf diese Mehrstärken-Kunden soll der Fokus bei der CRM-

<sup>488</sup> Vgl. o.V. (1998b).

Strategieentwicklung in dieser Fallstudie gerichtet werden. Es werden die Kunden ab 40 Jahre analysiert.

### 7.2.2.2 Kundenlebenszyklus

Ein weiterer wesentlicher Bestimmungsfaktor des aCRM-Konzeptes liegt darin, konkrete Kundenstufen zu definieren, um aktiv die Kunden im Lebenszyklus zu entwickeln. Dabei lehnen sich die Kundenstufendefinitionen an den vorgestellten Vorschlag aus Kap. 3.2.4.3 an, wobei für die vorliegende aCRM-Aufgabenstellung nur eine Auswahl der dargestellten Kundenstufen vorgenommen wird.

Aufgrund bisheriger Vorüberlegungen besteht das betriebswirtschaftliche Ziel darin, eine CRM-Strategie zu entwickeln, bei der die Mehrstärken-Kunden über die Kundenstufen im Kundenlebenszyklus qualifiziert werden.

Die Kundenstufen müssen für die Kundenakquisition und Kundenbindung definiert werden. Um den Produktbezug zu erhalten, werden die Bifokalglasträger als „Bestandskunden Bifokal“ und die Gleitsichtglasträger als „Bestandskunden Gleitsichtglas“ definiert.

Zielsetzung ist, die „Bestandskunden Bifokal“ zur nächsten Kundenstufe, also zum „Bestandskunden Gleitsichtglas“, weiterzuentwickeln. Die Erkenntnisse, die von den Bestandskunden gewonnen werden, sollen darüber hinaus auf die Kundenakquisition übertragen werden. Ziel der Kundenakquisition ist, die Alterssichtigen bzw. Akquisekunden *gleich* mit Gleitsichtgläsern auszustatten. Die Weiterqualifizierung der Akquisekunden findet sofort zu den „Bestandskunden Gleitsichtglas“ statt (vgl. Abb. 7.5).

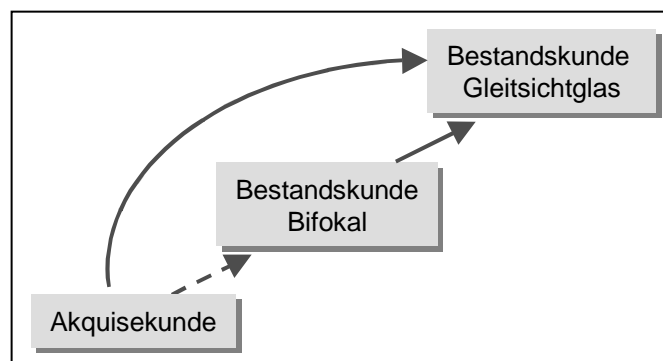


Abb. 7.5: Kundenstufenentwicklung zum Gleitsichtglaskunden

### 7.2.2.3 Differenzierung

Mit dem aCRM-Bestimmungsfaktor Differenzierung besteht das Ziel, die Mehrstärken-Kunden in Segmente einzuteilen. Hierfür sind weitere Zielkriterien zu definieren, um die aCRM-Aufgabenstellung zu konkretisieren. Es lässt sich die Kunden- und die Unternehmenssicht unterscheiden.

Der Kunde wählt das Mehrstärkenglas aufgrund seiner individuellen Bedürfnisse aus. Die einzelne Entscheidung ist ein Kompromiss zwischen den optischen Eigenschaften, dem Komfort, der Ästhetik und dem Preis. Die optischen Eigenschaften (z.B. Entspiegelung, Dickenreduzierung) und der Komfort bzw. die Ästhetik (mit/ohne Trennungslinie) wurden bereits angesprochen. Der Preis ergibt sich aus dem Glastype und den optischen Eigenschaften. Bifokalgäser sind gegenüber den Gleitsichtgläsern viel kostengünstiger. Sofern der Kunde den Preis bei seiner Entscheidungsfindung als primäres Kriterium ansieht, wird die Wahrscheinlichkeit gering sein, ihn vom Wechsel des Glastyps zu überzeugen. Zielsetzung ist also, die Kunden zu identifizieren, die gegenüber der Kundenentwicklungsmaßnahme aufgeschlossen sind.

Aus Unternehmenssicht stellt sich die Frage nach dem geeigneten Kundenangang. Nach der CRM-Philosophie soll diese gemäß den Bedürfnissen der Kunden erfolgen. Folgende Fragestellungen sind dabei relevant:

- (1) Wie viele Kundengruppen sollen differenziert betrachtet werden?

Es stellt sich die Frage, welches die optimale Kundengruppenzahl ist, um eine handlungsfähige CRM-Strategie ableiten zu können.

- (2) Welche Akquise- und Bifokalkunden sollen akquiriert bzw. gebunden werden?

Die Entscheidung soll in Abhängigkeit vom Kundenwert getroffen werden. Je höher der Kundenwert ist, desto attraktiver ist der Kunde. Die zu erwartenden Erträge müssen höher als die Kosten der durchgeführten Kundenentwicklungsmaßnahme sein. Gleichermaßen ist für einen differenzierten Kundenangang von Bedeutung, welche signifikanten Merkmale die Kunden im Hinblick auf ihre Bedürfnisse haben.

- (3) Mit welchem Marketing-Mix werden die Akquise- und Bifokalkunden angesprochen?

- ⇒ Welches Produktangebot (z.B. Gleitsichtglas oder Verbundprodukt) wird unterbreitet? (Produktpolitik)
- ⇒ Welches Preissegment bei Gläsern und Fassungen wird angeboten? (Preispolitik)
- ⇒ Welcher Kommunikationskanal (z.B. TV-, Direkt- oder Printmarketing) wird ausgewählt? (Kommunikationspolitik)
- ⇒ Welche Filialstandorte werden gewählt? (Distributionspolitik)

Bei dem Marketing-Mix bezieht das aCRM auch das klassische Marketing ein, weil nicht bei allen Kunden die Affinität zum Direktmarketing hoch ausgeprägt ist. Über ein

Regionalmarketing (Mikromarketing) kann die Kundenansprache noch differenzierter ausgestaltet werden.

Insgesamt handelt es sich um eine multidimensionale Aufgabenstellung. Als Lösungsansatz eignet sich deshalb ein Data-Mining-Verfahren.

#### **7.2.2.4 Kundenstabilität**

Der aCRM-Bestimmungsfaktor Kundenstabilität zielt auf die Verbesserung der partnerschaftlichen Geschäftsbeziehung ab. Die Messung erfolgt über Kundenzufriedenheits- und -loyalitätsdaten. Die Zielsetzung besteht darin, die wichtigen Leistungs- und Service-merkmale zu ermitteln, die die Kundenloyalität steigern können.

Bei dem optischen Industrie- und Handelsunternehmen lagen zwar Kundenumfragen vor. Sie waren aber nicht mit den internen Vertriebsdaten (z.B. Artikelstammdaten) verknüpft. Deshalb wurde an dieser Stelle im Sinne einer pragmatischen Lösung entschieden, Kundenumfragewerte zunächst in der anstehenden Data-Mining-Analyse nicht zu berücksichtigen. Die Fokussierung liegt ausschließlich auf dem Kundenwert. Ein CRM-Portfolio gemäß Kap. 3.3 kann im ersten Schritt noch nicht aufgebaut werden.

In der praktischen Umsetzung des aCRM-Konzeptes wird deutlich, dass viele Basisarbeiten hinsichtlich Datenaufbereitung und -qualifizierung durchzuführen sind. Dennoch sollte ein aCRM-Projekt initiiert werden, wenn ein Neuheitsgrad durch die Analyse zu vermuten ist. Da eine Kundensegmentierung in dem Unternehmen noch nicht vorliegt, sind interessante Ergebnisse auch ohne Berücksichtigung der Kundenzufriedenheits-/loyalitätsdaten zu erwarten.

#### **7.2.2.5 Dynamik**

Als letzter aCRM-Bestimmungsfaktor ist der Grad der IT-Integration der BI-Instrumente zu prüfen, um ein dynamisches aCRM-System aufbauen zu können.

Bei der Durchführung der Fallstudienanalyse waren die Data-Mining-Methoden noch nicht in der geforderten Funktionalität innerhalb der BI-Data-Warehouse-Architektur implementiert, um aussagefähige Ergebnisse zu erzielen. Insbesondere die schnelle Interaktivität zwischen Datenanalyse und Datenpräsentation der Data-Mining-Ergebnisse stellt für traditionelle Data-Warehouse-Systeme ein Problem dar. Im ersten Schritt haben sich die Data-Warehouse-Hersteller im Rahmen des Business-Intelligence-Ansatzes zunächst darauf konzentriert, die gängigen Data-Mining-Algorithmen innerhalb der BI-Data-Warehouse-Architektur zu implementieren. Spezielle Data-Mining-Tools sind in der Anwendungsfreundlichkeit im Hinblick auf die Datenpräsentation leistungsstärker. Deshalb wurde entschieden, zunächst ein externes Data-Mining-Tool für die anstehende Analyse einzusetzen. Bei Erzielung von interessanten



Ergebnissen kann dann in einem weiteren Schritt ein dynamisches aCRM-System geschaffen werden, indem die Data-Mining-Anwendung sofort durchlaufen wird, wenn ein Kundenstufenwechsel im operativen System erfolgt (vgl. Kap. 6).

### 7.2.3 Zielkonkretisierung mit Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps

Auf Basis der betriebswirtschaftlichen Anforderungen ist das Ziel konkret zu definieren. Aus Sicht von Data-Mining kann folgende Zielsetzung formuliert werden:

*Aus welcher Gleitsichtglaskundentypologie kann die CRM-Strategie hinsichtlich verschiedener Zielgruppen hergeleitet werden?*

Als Zielkriterium wird der Anteil der Gleitsichtglaskunden innerhalb einer Zielgruppe verwendet. Hiermit ist folgende Hypothese verbunden:

*Je höher der Gleitsicht-Anteil gegenüber dem Bifokal-Anteil innerhalb einer Zielgruppe ist, desto höher ist die Wahrscheinlichkeit, den Kunden bei ähnlicher Typologie zu überzeugen, vom Bifokal- zum Gleitsichtglas zu wechseln.*

Weil mit dem Gleitsichtglasanteil die höchsten Deckungsbeiträge erzielt werden, korreliert das Zielkriterium mit der Kundenprofitabilität. Zielgruppenspezifisch kann also gleichzeitig die CRM-Strategie in Abhängigkeit von der Höhe der Kundenprofitabilität abgeleitet werden.

Auf Basis der Aufgabendefinition ermittelt sich schließlich der Data-Mining-Aufgabentyp. Es handelt sich hierbei um eine Gruppierungsaufgabe. Der Vorteil der Gruppierung liegt darin, dass dieser Aufgabentyp gegenüber der Klassifizierung oder der Assoziation ein übergreifendes Instrument darstellt. Es können generelle gute betriebswirtschaftliche Aussagen getroffen werden, indem signifikante Verteilungen in einer Gruppe gegenüber der Gesamtverteilung ermittelt werden.

Das Entscheidungsbaum- oder das Assoziationsverfahren würden z.B. eine Fülle von Regeln generieren. Die betriebswirtschaftliche Interpretation ist sehr schwierig. Diese Verfahren sollten eher auf ein spezielleres Segment (oder auf eine Gruppe) eingesetzt werden.

Abb. 7.6 zeigt zusammenfassend die Zielkonkretisierung und die Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps:

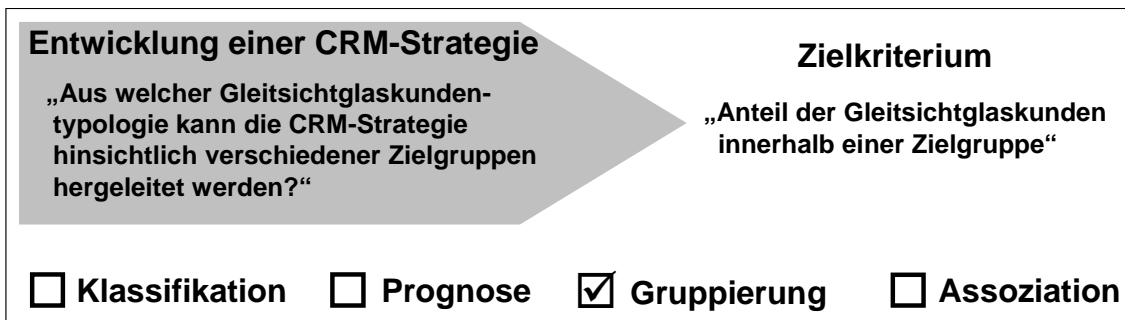


Abb. 7.6: aCRM-Zielkonkretisierung der Fallstudie mit Ableitung des Data-Mining-Aufgabentyps

### 7.3 Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse

Nach der aCRM-Aufgabendefinition werden die Kundendaten des optischen Industrie- und Handelunternehmens im BI-Data Warehouse aufgebaut. Hierzu werden die relevanten Daten aus der aCRM-Aufgabendefinition abgeleitet und die Basis-Datenbank für den Data-Mining-Einsatz entsprechend angepasst (vgl. Abb. 7.7).

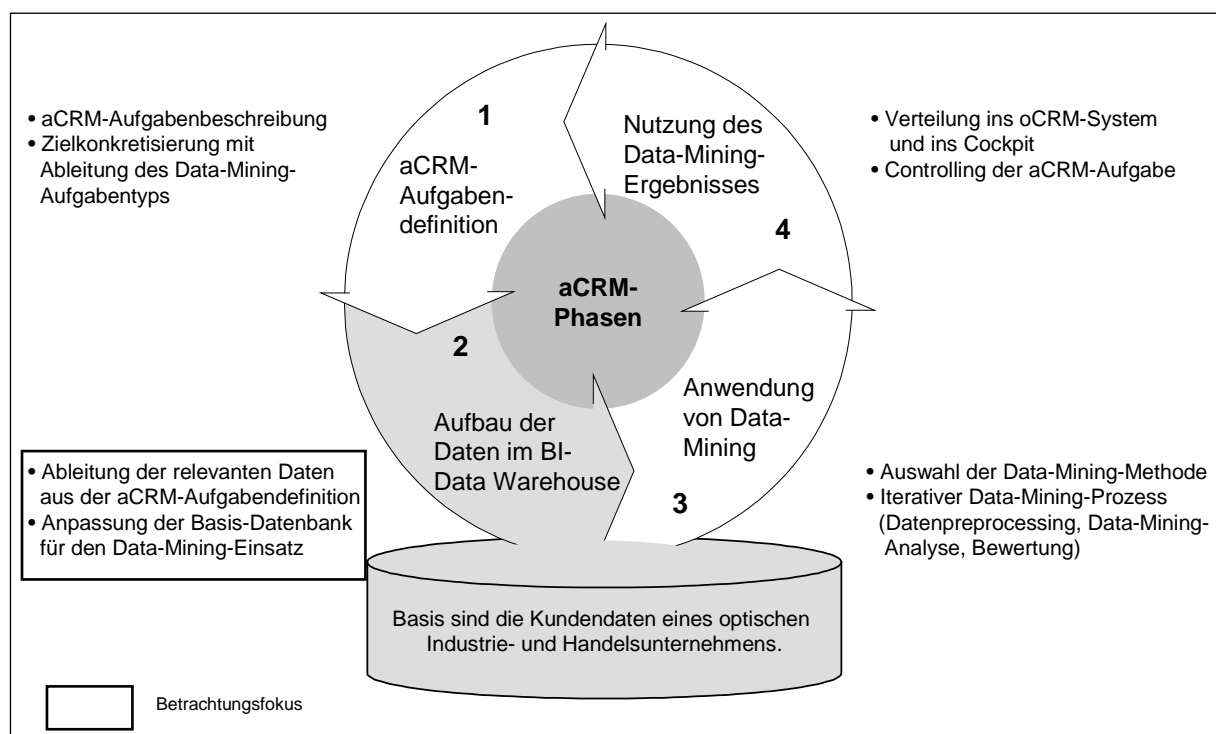


Abb. 7.7: Anwendung der aCRM-Phase „Aufbau der Daten im BI-Data Warehouse“ für die Entwicklung der CRM-Strategie

#### 7.3.1 Ableitung der relevanten Daten aus der aCRM-Aufgabendefinition

Zur Unterstützung der Merkmalsauswahl werden die Kriterien der Kundensegmentierung aus Kap. 3.2.1.2 herangezogen. Weil die Data-Mining-Aufgabe darin besteht, eine Gruppierung bzw. eine Kundensegmentierung durchzuführen, müssen die Anforderungen bei der Merkmalsauswahl für die Bildung von homogenen Kundengruppen erfüllt sein:

### (1) Kaufverhaltensrelevanz

Die einbezogenen Merkmale müssen für die Glasauswahl des Kunden kaufverhaltensrelevant sein. Von der Bügellänge einer Fassung bspw. kann sicherlich nicht auf die Wahl des Glastyps geschlossen werden. Diese Merkmale werden in der Anwendung des Data-Mining-Verfahrens nicht berücksichtigt.

Dagegen ist zu vermuten, dass ein höherer Fassungspreis ein Indiz dafür ist, dass der Kunde bereit ist, auch einen höheren Glaspreis zu bezahlen. Die Wahrscheinlichkeit, dass er ein Gleitsichtglas auswählt, steigt damit. Über das Datenpreprocessing ist deshalb zunächst zu überprüfen, ob eine solche Beziehung vorliegt.

### (2) Aussagefähigkeit

Aus der Gruppierung müssen konkrete CRM-Maßnahmen abgeleitet werden. Zum Beispiel ist es sinnvoll, Informationen über die Mediennutzung der Kunden zu haben. Da diese Marktdaten im Unternehmen intern nicht vorlagen, ist die Anforderung bezüglich der Aussagefähigkeit nicht erfüllt.

Deshalb wurde entschieden, eine externe Datenbeschaffung durchzuführen. Hier bieten sich mikrogeografische Daten oder individuelle Kundenbefragungen an. Bei der Auswahl von externen Daten sollten allerdings auch Wirtschaftlichkeitsgesichtspunkte berücksichtigt werden.

### (3) Wirtschaftlichkeit

Kundenbefragungen haben den Vorteil, dass die Informationen speziell auf die betriebswirtschaftliche Aufgabenstellung bezogen erhoben werden können und damit detaillierter sind. Die Datenerhebung ist aber gegenüber der Beschaffung mikrogeografischer Daten mit höheren Kosten verbunden. Aufgrund dessen wurde in dieser Fallstudie entschieden, dass die mikrogeografischen Informationen zunächst ausreichen. Aus den gewonnenen Erkenntnissen könnte dann im nächsten Schritt ein Fragebogen entworfen werden, um weitere Kundeninformationen zu erhalten.

Die Ergebnisse der Merkmalsauswahl mit ihren Ausprägungen sowie der Datenquelle ist in Tab. 7.1 dargestellt. In der Tabelle wird nach den Kundenwert-, Kunden-, Kommunikations-, Produkt- und Distributionsmerkmalen unterschieden. Zusätzlich wird bei bereits geclusterten Merkmalen auch der dahinterliegende Informationsgehalt beschrieben. Bspw. stammt das Merkmal „Wohngebietstyp“ aus den mikrogeografischen Daten. Der Informationsgehalt hinter diesem Merkmal ist die Berufssituation, Bildungsniveau, Finanzsituation etc. (vgl. ausführlich Kap. 7.4.2.2).

Merkmale		Informationsgehalt	Ausprägungen	Datenquelle
Kundenwertmerkmal	Glasumsatz		> 0 Euro	intern
Kundenmerkmale	Alter		> 40	intern
	Geschlecht		männlich; weiblich	intern
	Wohngebietstyp	Berufssituation; Bildungsniveau; Finanzsituation; Konsumverhalten; Freizeitinteressen	traditionelle Arbeiter; Kleinbürger; Klassische Bürger; gehobene Mitte; Konservative; Upperclass; Randgruppe	extern
Kommunikationsmerkmale	Wohngebietstyp	Printmedien; Werbefernsehen	vgl. oben	extern
	Versandhandelsneigung		niedrig; mittel; hoch	extern
Produktmerkmale	Anmutung	gleichzeitig Kundentyp (Mode-, Qualitätsorientierung)	Fashion; Classic; Tradition	intern
	Fassungspreis		> 0 Euro	intern
	Federscharnier		Ja; Nein	intern
	Form der Fassung		Butterfly; Oval; Pilot; Square; Octagon; Rund	intern
	Werkstoff		Metall; Edelstahl; Propionat; Acetat	intern
	Geschlecht der Fassung		Herren; Damen; Unisex	intern
	Glastyp		Gleitsicht; Bifokal	intern
	Glasmaterial		asphärisch hochbrechend Kunststoff; High Crown; asphärisch High Crown; asphärisch Kunststoff; Silikat; Kunststoff	intern
	Entspiegelung		Einfachentspiegelung; Vollentspiegelung mit Hartbeschichtung; Vollentspiegelung; Mehrfachentspiegelung; keine Entspiegelung	intern
	Standard-/Markenglas		Standard; Marke	intern
Glastönung		Phototrop; Filter; farblos; Color	intern	
Glasvergütung		Hartbeschichtung; Dickenreduzierung	intern	
Distributionsmerkmal	Kaufkraft		niedrig; mittel; hoch; sehr hoch	extern

Tab. 7.1: Ausgewählte Merkmale für die Lösung der aCRM-Aufgabenstellung

### 7.3.2 Anpassung der Basis-Datenbank für den Data-Mining-Einsatz

Der Aufbau der Datenbasis erfolgt im BI-Data Warehouse.<sup>489</sup> Zunächst ist zu entscheiden, auf welche Datenspeicherungsform das Data-Mining im BI-Data Warehouse zugreift. Zentrales Ergebnis des Kapitels 4 war, dass das Enterprise Data Warehouse als Datenbasis für Data-Mining am geeignetsten ist. In einfacher Weise kann eine separate DSO-Tabelle aufgebaut werden. Die Unternehmensanalysen, die täglich auf Basis des BI-Data Warehouse durchgeführt werden, werden dadurch nicht beeinträchtigt. Die DSO-Tabelle stellt sofort die erforderliche Datenstruktur für das Data-Mining bereit.

Die notwendigen internen Informationen für diese aCRM-Aufgabenstellung befinden sich in den Kundenauftragsdaten des optischen Industrie- und Handelsunternehmens. Diese werden im Warenwirtschaftssystem in den einzelnen Filialen gespeichert und täglich an die Konzernzentrale übertragen, wo sie in konsolidierter Form gehalten werden. Zu Beginn der Fallstudie lag bereits eine DSO-Tabelle „Kundenauftragsdaten“ (Nr. 1.2) für die Kundenauftragsdaten im EDW-Layer vor, die als Datenbasis für die nachgelagerten Data Marts genutzt wird (vgl. Abb. 7.8). Des Weiteren sind die Fassungsmerkmale (z.B. Fassungsform)

<sup>489</sup> Es wurde das SAP Business-Intelligence-System (Business Information Warehouse) eingesetzt.

für die Analyse von Interesse. In den Kundenauftragsdaten der Filialen wird allerdings nur die Artikelnummer der Fassung gespeichert. Die relevanten Daten können aus der Artikelstammtabelle entnommen werden, die regelmäßig aus dem ERP-System des Unternehmens im BI-Data Warehouse geladen wird (DSO-Nr. 1.1).<sup>490</sup>

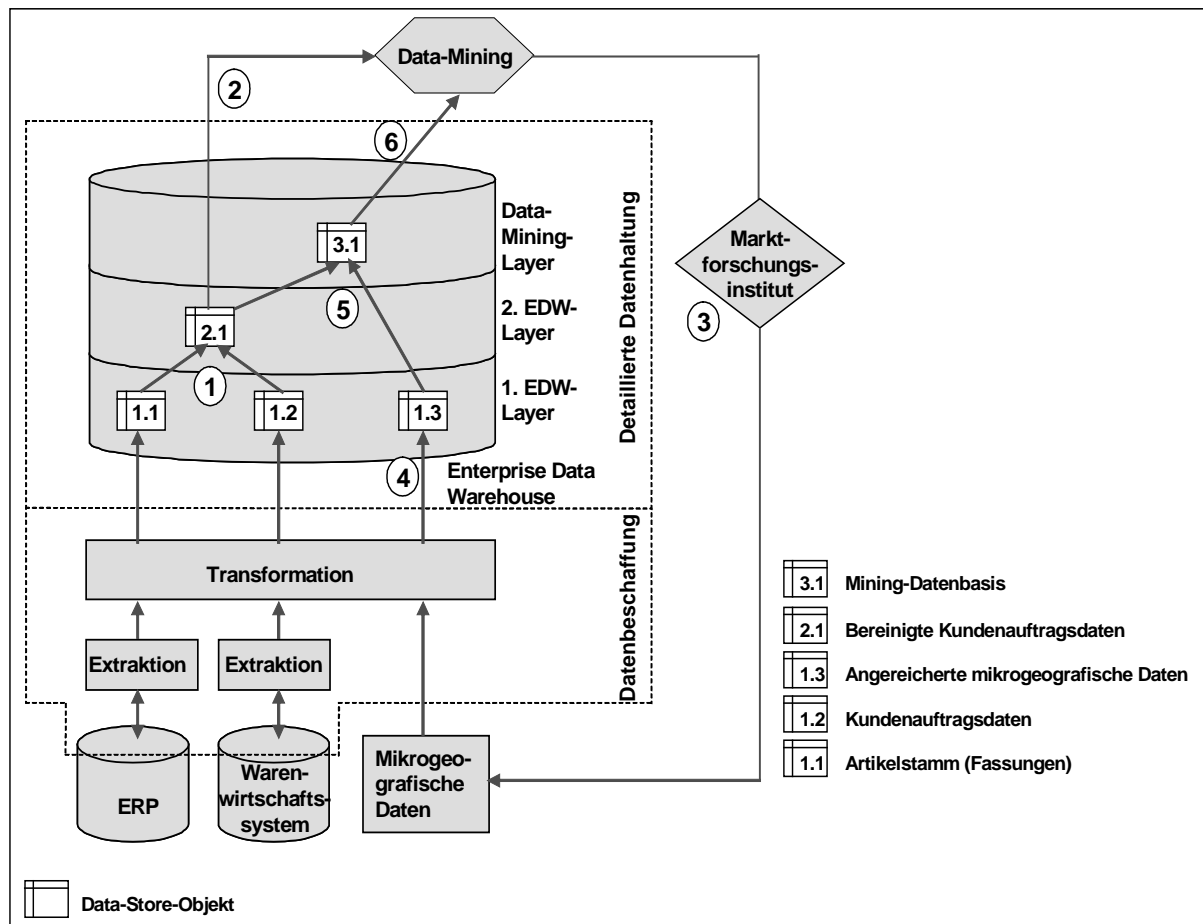


Abb. 7.8: Anpassung des Enterprise Data Warehouse für den Data-Mining-Einsatz

Auf dieser Grundlage findet die Anpassung des Enterprise Data Warehouse für den Data-Mining-Ansatz statt. Dafür sind 6 Schritte vorzunehmen, die im Folgenden detaillierter beschrieben werden:

- Bereinigung der Kundenauftragsdaten mit Hinzulesen relevanter Artikelmerkmale (1)
- Durchführung eines ersten Datenpreprocessings als Datenbasis für das externe Markt-forschungsinstitut (2)
- Anreicherung der Adressdaten um mikrogeografische Daten (3)
- Laden der angereicherten mikrogeografische Daten in den ersten EDW-Layer (4)
- Erstellung der Mining-Datenbasis im Data-Mining-Layer (5)

<sup>490</sup> Der Artikelstamm wurde bereits in einem vorigen Projekt realisiert und wird aus dem ERP-System des optischen Industrie- und Handelsunternehmens versorgt.

- Übertragung der Mining-Datenbasis ins externe Data-Mining-Tool (6)

(1) Bereinigung der Kundenauftragsdaten mit Hinzulesen relevanter Artikelmerkmale

Für die Fallstudie wird im Schritt 1 eine DSO-Tabelle im Data-Mining-Layer erstellt, in der gemäß der aCRM-Aufgabenstellung die Kundenauftragsdaten ausgewählt und bereinigt werden. Die folgenden Datenextraktionsmaßnahmen werden vorgenommen:

- Nur Kundenaufträge mit Mehrstärkengläsern
- Nur Brillenaufträge (Gläserkauf ohne Fassung werden nicht einbezogen)
- Analyse nur in Deutschland aus einem Monat
- Postleitzahl gefüllt (Sicherstellung vorhandener Adressen)
- Kundenalter ab 40

Beim Ladevorgang in die bereinigte Kundenauftragsdaten-Tabelle (DSO-Nr. 2.1.) werden die Fassungsmerkmale beim Aufbau der DSO-Tabelle im Data-Mining-Layer aus der Artikelstammtabelle hinzugelesen.

Schließlich wird noch die Auftragsnummer durch eine laufende Nummer ersetzt, damit nur anonymisierte Daten an das Marktforschungsinstitut gesendet werden.

(2) Durchführung eines ersten Datenpreprocessings als Datenbasis für das externe Marktforschungsinstitut

Mit dem Marktforschungsinstitut wurde vereinbart, eine Anzahl von 30.000 Datensätzen anzureichern. An dieser Stelle ergibt sich das Problem, dass im nachfolgenden Datenpreprocessing noch viele Datenaufbereitungsmaßnahmen durchgeführt werden könnten, in der ggf. viele Datensätze eliminiert werden müssten. Die angereicherten Daten würden dann gleichzeitig verloren gehen. Bspw. waren in den Optikerdaten viele interne Merkmale mit wenigen Ausprägungen unter 3 % vorhanden (z.B. Glasmaterialien aus Schwerflint oder Polycarbonat). Bei einem so geringen Anteil würden die Glasmerkmale nicht in eine CRM-Strategie einfließen. Nur bei einer spezielleren Segmentbetrachtung könnten diese Ausprägungen relevant sein.

Deshalb wurde ein erstes Datenpreprocessing durchgeführt, damit bereits eine für die anstehende Data-Mining-Analyse qualitativ hochwertige Datenbasis dem Marktforschungsinstitut geliefert werden kann. Das Datenpreprocessing wurde in einem externen Data-Mining-Tool durchgeführt.<sup>491</sup> Über Kreisdiagramme und Histogramme sowie über die deskriptive Statistik (Ausreißer, häufigster Wert, Mittelwert etc.) wurde festgestellt, dass viele Glas- und Fassungsmerkmale nur einen sehr geringen Anteil bezogen auf die

---

<sup>491</sup> Es wurde der IBM Intelligent Miner verwendet.

selektierte Datenbasis haben. Daraufhin wurde festgelegt, dass alle Datensätze, bei denen die Ausprägungen unterhalb von 3 % liegen, entfernt werden.

Bei der Eliminierung dieser Datensätze wurde darauf geachtet, dass sich die anderen Merkmale, insbesondere die Ost/West-Verteilung in Deutschland und die Glastypverteilung (Bifokal/Gleitsicht), nicht signifikant verändern, damit die Repräsentativität gewährleistet bleibt.

(3) Anreicherung der Adressdaten um die mikrogeografischen Daten

Die Anreicherung der mikrogeografischen Daten wird vom externen Marktforschungsinstitut anhand der Kundenadressen durchgeführt. Deshalb wurden als Datenstruktur nur die laufende Nummer, der Ort und die Straße mit Hausnummer der Kunden geliefert. Über die laufende Nummer kann man die angereicherten Daten anschließend wieder mit den internen Daten zusammenführen.

(4) Laden der angereicherten mikrogeografischen Daten in den ersten EDW-Layer

Nach der Anreicherung durch das Marktforschungsinstitut werden die mikrogeografischen Daten in eine neue DSO-Tabelle des BI-Data Warehouse geladen. 8 % des Datenbestandes konnten nicht angereichert werden. In einer Sonderauswertung wäre zu analysieren, welche Gründe dafür vorliegen (z.B. schlecht gepflegte Straßenbezeichnungen). Insgesamt stehen dann noch über 27.000 Datensätze für die Data-Mining-Analyse zur Verfügung.

(5) Erstellung der Mining-Datenbasis im Data-Mining-Layer

Die Zusammenführung dieser Daten und der bereinigten Kundenauftragsdaten findet dann in einem weiteren Schritt über die laufende Nummer statt. Ergebnis ist eine DSO-Tabelle im Data-Mining-Layer, die als Data-Mining-Datenbasis dient.

(6) Übertragung der Mining-Datenbasis ins externe Data-Mining-Tool

Aufgrund einer vorliegenden Schnittstelle zwischen dem BI-Data Warehouse und der Data-Mining-Anwendung lässt sich diese DSO-Tabelle ohne größere Probleme in das Data-Mining-Tool übertragen.

## 7.4 Anwendung von Data-Mining

Als nächste aCRM-Phase wird die Anwendung von Data-Mining durchgeführt (vgl. Abb. 7.9). Es wird für die in der aCRM-Aufgabendefinition identifizierten Gruppierungsaufgabe eine Data-Mining-Methode ausgewählt und der iterative Data-Mining-Prozess angewendet.

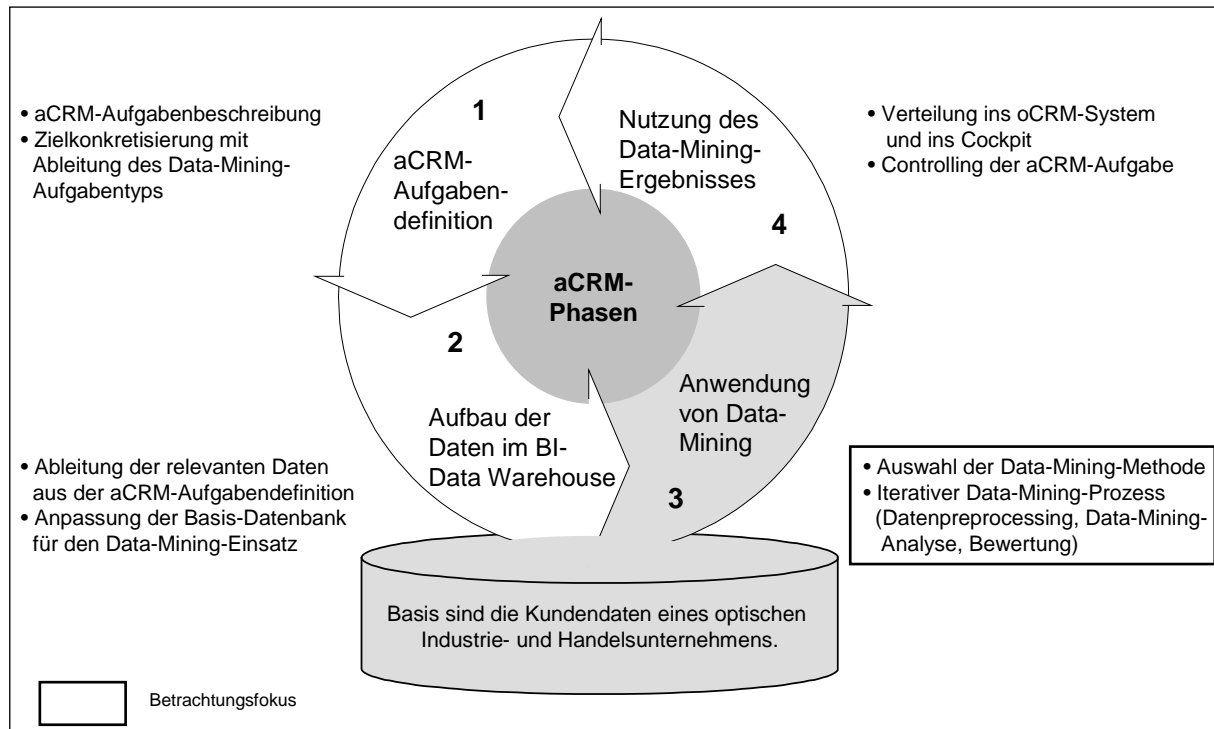


Abb. 7.9: Durchführung der 3. aCRM-Phase „Anwendung von Data-Mining“ für die Entwicklung der CRM-Strategie

#### 7.4.1 Auswahl der Data-Mining-Methode mit Festlegung der Vorgehensweise zur Ableitung der CRM-Strategie

Zusätzlich zur Auswahl des Data-Mining-Gruppierungsverfahrens ist zu definieren, wie auf Basis der Gruppierungsergebnisse des Data-Minings die CRM-Strategie abzuleiten ist. Hierzu wird nach der Methodenbestimmung deshalb ein Ablaufschema entwickelt.

##### 7.4.1.1 Einsatz des Kohonen-Netzes mit Unterstützung des Ward-Verfahrens

Zur Lösung der Gruppierungsaufgabe des Data-Minings ist ein adäquates Clusterverfahren auszuwählen. Iterativ-partitionierende Clusterverfahren sind gegenüber hierarchischen Methoden vorzuziehen, weil sie große Datenmengen verarbeiten können und Fehlklassifikationen von Objekten zu einer Gruppe beim nächsten Iterationslauf wieder korrigieren können.

Als iterativ-partitionierende Verfahren stehen das Kohonen-Netz oder das K-Means-Verfahren zur Verfügung. Der Nachteil des K-Means-Verfahrens besteht darin, dass die Anzahl der Cluster vorher definiert werden muss. Die Clusteranzahl ist aber a priori nicht bekannt.

Bei Anwendung des Kohonen-Netzes kann diese Problematik über den Einsatz eines nachgeschalteten (statistischen) Clusterverfahrens gelöst werden. Das Kohonen-Netz zeichnet sich dadurch aus, dass die Neuronen auf der Kohonen-Karte, die sich in der Nachbarschaft zum Gewinnerneuron befinden, auch in Richtung des Gewinnerneurons adaptiert werden. Genau aus dieser Eigenschaft resultiert die große Leistungsfähigkeit des Kohonen-Netzes (vgl. Kap. 2.7.6.2).



Damit das Kohonen-Netz diese Eigenschaft auch voll ausschöpfen kann, muss eine Kohonen-Karte mit einer hohen Neuronenanzahl festgelegt werden. Problem ist, dass ein Kohonen-Neuron genau ein Cluster repräsentiert. Würde bspw. eine 10x10-große Kohonen-Karte definiert werden, dann können bis zu 100 Cluster gebildet werden. Die Neuronenanzahl kann auch unter 100 liegen, wenn das Kohonen-Netz aufgrund der vorliegenden Datenbasis weniger Neuronen automatisch generiert.

Bezogen auf die aCRM-Aufgabenstellung würden sehr viele Kundengruppen entstehen, aus denen jeweils unterschiedliche CRM-Maßnahmen abgeleitet werden könnten. Aus organisatorischer Sicht ist dieses Ergebnis nicht anwendbar. Eine differenzierte CRM-Strategie ist im Unternehmen nur dann umsetzbar, wenn eine überschaubare Anzahl von unterschiedlichen Kundengruppen existiert.

Um dieses Ziel zu erreichen, werden die Gewichtsvektoren des Kohonen-Netzes genutzt. Diese werden vom Kohonen-Netz über den Lernvorgang der Eingangsvektoren ermittelt und stellen die Centroide für jedes Kohonen-Neuron dar (Clustercentroide). Für jeden Eingabevektor gibt es deshalb einen ähnlichen Gewichtsvektor. Deshalb kann dieser als Repräsentant der eingehenden (ähnlichen) Inputdaten angesehen werden. Die große Anzahl der Datensätze der Inputdaten hat sich also nach der Anwendung des Kohonen-Netzes reduziert.

Auf Basis der ermittelten Gewichtsvektoren bietet sich an, ein weiteres Clusterverfahren einzusetzen, das die Aufgabe hat, die optimale Clusteranzahl zu bestimmen. Aufgrund der jetzt vorliegenden geringen Datenbasis eignet sich ein hierarchisch-agglomeratives Clusterverfahren. Zur Lösung dieser Aufgabe wird das Ward-Verfahren eingesetzt, das das Varianzkriterium für die Fusionierung der Cluster verwendet. Es ist die am häufigsten eingesetzte Methode für die Ermittlung der Clusteranzahl.<sup>492</sup>

Mit dieser Vorgehensweise ist es nunmehr möglich, sehr gute Ergebnisse zu erzielen. Diese Herangehensweise steht im Einklang mit den Ergebnissen von *Schwanenberg*.<sup>493</sup> Er hat über eine Datensimulation gezeigt, dass das Ward-Verfahren gegenüber dem Kohonen-Netz bei der Bestimmung der Clusteranzahl überlegen ist. Der Vorteil des Kohonen-Netzes liegt in der Klassifikation der Objekte zu den Clustern.<sup>494</sup>

#### 7.4.1.2 Entwicklung des Ablaufschemas

Nach Auswahl des Kohonen-Netzes und des Ward-Verfahrens wird nun für die Ermittlung der CRM-Strategie ein Ablaufschema definiert (vgl. Abb. 7.10).

---

<sup>492</sup> Hierfür wurde SPSS eingesetzt.

<sup>493</sup> Vgl. Schwanenberg (2001), S. 157 ff.

<sup>494</sup> Gegenüber dem K-Means-Verfahren.

## (1) Anwendung des Kohonen-Netzes

Im ersten Schritt findet die Zuordnung der Objekte zu den Clustern mit dem Kohonen-Netz statt. Es ist eine Nachbarschaftsfunktion mit entsprechendem Spannweitenparameter zu definieren. Schließlich sind die Anzahl der Kohonen-Neuronen auf der Kohonen-Karte und die Anzahl der Lernzyklen zu definieren.

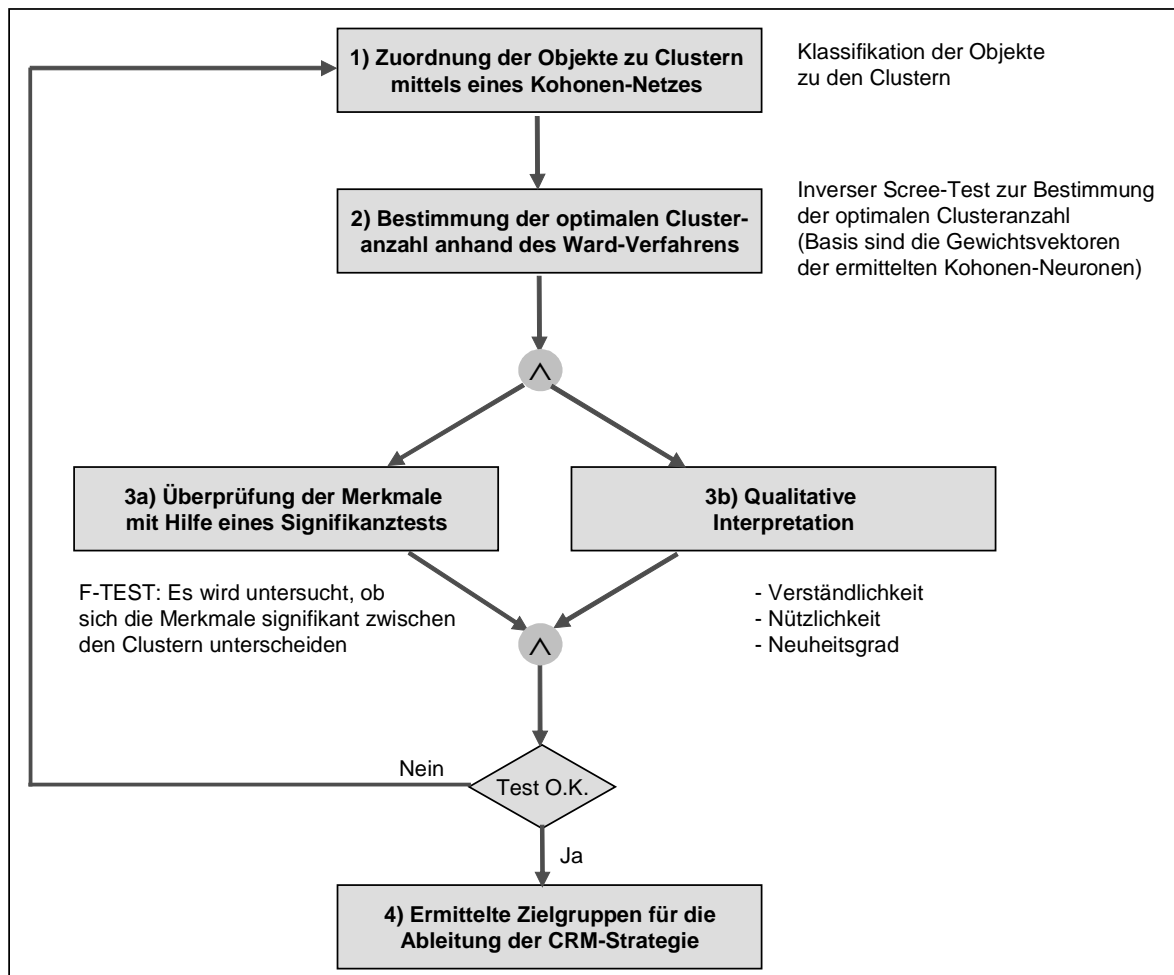


Abb. 7.10: Ablaufschema für die Entwicklung einer CRM-Strategie

## (2) Anwendung des Ward-Verfahrens

Im zweiten Schritt wird auf Basis der ermittelten Gewichtsvektoren des Kohonen-Netzes die optimale Clusteranzahl anhand des Ward-Verfahrens bestimmt. Zur Beurteilung wird der in diesem Umfeld häufig verwendete inverse Scree-Test (Elbow-Kriterium) herangezogen. Das Varianzkriterium wird dabei gegen die Clusteranzahl in einem Diagramm abgetragen. Die optimale Clusteranzahl wird in der Weise bestimmt, dass sich mit zunehmender Clusteranzahl eine abfallende Kurve mit einem Knick ergibt, der dann die

optimale Clusteranzahl entspricht. Eine geringere Clusteranzahl könnte ausgehend vom Knick nur mit einem relativ großen Heterogenitätszuwachs hingenommen werden.<sup>495</sup>

### (3) Statistische und qualitative Ergebnisüberprüfung

Schließlich wird mithilfe eines Signifikanztests überprüft, ob sich die Merkmale signifikant zwischen den Clustern unterscheiden. Zielsetzung ist, unwichtige Merkmale zu eliminieren, um ein besseres Ergebnis zu erzielen. Die Signifikanzprüfung findet über den F-Test statt. Es wird eine Verhältnisgröße aus der Streuung innerhalb der Cluster und der Streuung zwischen den Clustern gebildet. Der F-Test gibt Aufschluss darüber, wie gut sich jeweils die Merkmale zwischen den Clustern trennen.<sup>496</sup> Weil eine Merkmalselimination aber bereits erhebliche Auswirkungen auf die Clusteranalyse haben kann, wird nur jeweils ein Merkmal entfernt.

Allerdings darf im Analyseprozess die statistische Sicht nicht dominieren. Gleichzeitig muss eine qualitative Interpretation durchgeführt werden, indem die Ergebnisse verifiziert werden. Bspw. könnten Spezialisten aus den Fachabteilungen herangezogen werden.

Ist der Test nicht erfüllt, wird ein Merkmal eliminiert und das Kohonen-Netz und Ward-Verfahren werden mit einer wiederholten Ergebnisüberprüfung eingesetzt. Sind aus statistischer Sicht keine Verbesserungen mehr erzielbar und ist die qualitative Interpretation erfolgreich, wird der Test als erfüllt bewertet. Auf dieser Ergebnisbasis schließt sich im vierten Schritt die CRM-Strategieentwicklung an.

### (4) Ermittelte Zielgruppen für die Ableitung der CRM-Strategie

Ergebnis sind die jeweiligen Merkmale (Kunden-, Kommunikations-, Produkt-, Distributionsmerkmale) pro Zielgruppe. Auf dieser Basis wird die CRM-Strategie für die Kundengruppen (mit ihren Eigenschaften) im Hinblick auf den Marketing-Mix (Preis, Produkt, Kommunikation, Distribution) abgeleitet.

## 7.4.2 Iterativer Data-Mining-Prozess

Nach der Festlegung der durchzuführenden Schritte folgt der iterative Data-Mining-Prozess, bestehend aus dem Datenpreprocessing, aus der Data-Mining-Analyse und aus der Bewertung des Data-Mining-Ergebnisses. Insbesondere die Anwendung des Kohonen-Netzes wird ausführlich beschrieben. Die Anwendung des Ward-Verfahrens entspricht dem traditionellen Vorgehen und ist in der Literatur hinreichend beschrieben worden.<sup>497</sup>

<sup>495</sup> Vgl. Bacher (1996), S. 247 f.

<sup>496</sup> Vgl. Löbler/Petersohn (2001), S. 630 f.

<sup>497</sup> Vgl. Backhaus/Erichson/Plinke/Weiber (2006), S. 506 ff.; Bacher (1996), S. 141 ff.

### 7.4.2.1 Datenpreprocessing

Für die Erzielung guter Data-Mining-Ergebnisse sind Maßnahmen im Rahmen des Datenpreprocessings durchzuführen.

Für den Einsatz des Kohonen-Netzes ist insbesondere das Skalenniveau der einzelnen Merkmale zu überprüfen. Überwiegend liegt eine binäre Codierung für die kategorischen Attribute (z.B. Wohngebietstyp, Versandhandelsneigung, Kaufkraft etc.) vor, bei denen die einzelnen Ausprägungen jeweils durch ein Inputneuron repräsentiert werden. Die kardinalen Attribute „Alter“ und „Fassungspreis“ werden dagegen linear codiert. Die Verwendung einer gemischten, linear-binären Codierung kann als kritisch eingestuft werden, weil das Kohonen-Netz Distanzmaße einsetzt. Als Maß wird die Euklidische Distanz verwendet, die zwischen dem Eingabe- und dem Gewichtsvektor berechnet wird.<sup>498</sup>

Dabei ist es kritisch, dass die kardinalen Attribute nur durch ein Inputneuron repräsentiert werden, während die kategorischen Attribute durch die Anzahl ihrer Wertausprägungen eine viel höhere Anzahl von Inputneuronen aufweisen. Damit eine möglichst gleichmäßige Repräsentation der Attribute – gemessen an der Anzahl der Inputneuronen – bei der Anwendung des Kohonen-Netzes erfolgt, wurde an dieser Stelle entschieden, eine Diskretisierung für die kardinalen Attribute vorzunehmen. Die Abbildung erfolgt durch einen T-dimensionalen Einheitsvektor, wobei T die Anzahl der diskretisierten Klassen darstellt.

Es wurde darauf geachtet, dass die Klassen in eine etwa gleich große Besetzung aufgeteilt werden. Es wurden jeweils vier Klassen gebildet. Diese Klassenanzahl entsprach dem Durchschnitt der übrigen Merkmale. Aufgrund der Klasseneinteilung musste allerdings durch die Transformation von einem höheren zu einem niedrigeren Skalenniveau ein Informationsverlust hingenommen werden. Zudem wird durch die Erhöhung der Anzahl der Inputneuronen die Performance bei Anwendung des Kohonen-Netzes beeinträchtigt. In dem vorliegenden Fallbeispiel stellten aber Performanceaspekte keinen kritischen Engpassfaktor dar.

Schließlich wird die vorliegende Datenbasis in eine Trainings- und Testmenge unterteilt, um die Generalisierungsfähigkeit des Data-Mining-Modells zu testen. Über eine Stichprobenziehung findet eine zufällige Auswahl der Datensätze statt. Die Trainingsmenge besteht dabei aus 2/3 und die Testmenge aus 1/3 der Daten.

---

<sup>498</sup> Das Distanzmaß wird durch das Data-Mining-Tool vorgegeben.

### 7.4.2.2 Data-Mining-Analyse

#### (1) Auswahl der Data-Mining-Merkmale

Weil es sich in dieser Fallstudie um eine Clusteranalyse handelt, findet die Merkmalsauswahl hinsichtlich der Unterteilung in Aktiv-, Prüf- und Passivmerkmale statt (vgl. Kap. 5.4.2.2).

##### 1. Aktivmerkmale

Die Aktivmerkmale sind Parameter des Kundenverhaltens, die für die konkrete Kaufentscheidung bezüglich der Wahl des Glastyps aus Kundensicht und für die aktive Kundenstufenentwicklung aus Unternehmenssicht entscheidend sind. Diese Merkmale bilden die Grundlage für das Clusterverfahren und werden aktiv in die Data-Mining-Analyse einbezogen. Neben der Versandhandelsneigung und der Kaufkraft stammt aus den mikrogeografischen Daten auch der Wohngebietstyp (Lifestyle-Typ-Bezeichnung des Marktforschungsinstituts), aus dem viele Informationen über den Kunden für die Maßnahmenableitung herangezogen werden können.

Folgende Wohngebietstypen liegen vor: Upperclass, Konservative, Gehobene Mitte, Klassische Bürger, Kleinbürger, Traditionelle Arbeiter und Randgruppen. Sie wurden vom Marktforschungsinstitut aus mikrogeografischen Gesichtspunkten gebildet (vgl. Tab. 7.2).<sup>499</sup> Aus dem Wohngebietstyp kann z.B. die Mediennutzung abgeleitet werden. Jeder Typ hat ein unterschiedlich ausgeprägtes Interesse an die Printmedien bzw. dem Werbefernsehen. Zudem werden die internen Kundeninformationen (Geschlecht und Alter) um viele weitere Informationen wie z.B. die Familiensituation, das Konsumverhalten und die Freizeitinteressen ergänzt. Damit erhält das optische Industrie- und Handelsunternehmen ein umfassendes Bild über die Kunden.

---

<sup>499</sup> Tabelle zum mikrogeografischen Wohngebietstyp stammt vom Marktforschungsinstitut.

	Upperclass	Konservative	Gehobene Mitte	Klassische Bürger	Kleinbürger	Traditionelle Arbeiter	Randgruppen
<b>Berufs-situation</b>	Freiberufler, Selbstständige, Ltd. Angestellte	Selbstständige, Beamte, Angestellte	hoher Anteil an Freiberuflern	Beamte, Arbeiter, Landwirte	Arbeiter, Angestellte	überwiegend Arbeiter	Berufslose, Rentner
<b>Bildungs-niveau</b>	hoch (Abitur/ Studium)	hoch (Studium/ Fachausbildung)	höheres Bildungs-niveau	mittleres Niveau Real-, Hauptschule	Hauptschulabschl. entspr. Ausbildung	hoher Anteil an Hauptschulabschl.	
<b>Finanz-situation</b>	> 2.500 Euro; Aktien	> 2.250 Euro; Doppelverdiener	> 1.750 Euro	1.250-2.250 Euro (z.T. Doppelverd.)	750-1.750 Euro	500-1.000 Euro	bis 750 Euro
<b>Familien-situation</b>	Singles, Ehepaare, ohne Kinder	überw. Ehepaare mit Kindern	Singles, Ehepaare ohne Kinder	verheiratet, mehrere Kinder	Ehepaare mit mehreren Kindern	Ehepaare mit höchstens 2 Kindern	Singles, Ehepaare ohne Kinder
<b>Konsum-verhalten</b>	hochwertige/ hochpreisige Produkte	hochpreisige/ anspruchsvolle Produkte	prestige-orientiert (ausgeprägtes Markeninteresse)	kaufen qualitäts-orientiert, aber preisbewusst	preisbewusstes Einkaufen, eingeschränktes Interesse	Neigung zu preis-werten Handels-marken	deutliche Neigung zu Billigprodukten
<b>Print-medien</b>	überdurchs. Nutzung, z.B. Wirtschaftszeitschr. (Capital, Manager Magazin) Frauenzeitschriften (Brigitte, Für Sie)	überdurchs. Interesse	weit überdurchs. Interesse (Manager Mag., Brigitte, Für Sie, Bella, Gong, Praline, Bild)	sehr geringes Interesse, Neigung zur „Yello Press“	sehr wenig Interesse	generell unter-durchs. Interesse (z.T. Bella, Gong, Praline)	
<b>Werbe-fernsehen</b>	sehr wenig Interesse	sehr geringes Interesse			überdurchs. Interesse	überdurchs. Interesse: ARD, ZDF, RTL, SAT 1	interessiert, besonders ARD, ZDF
<b>Freizeit-interessen</b>	- Freizeit-Equipment - Interesse an Musik - häufige Restaurant-besuche - anspruchsvolle Literatur	- viele Heimwerker - Interesse an Musizieren - Kulturkonsum-menten - Vereinsmitglied-schaften	- kulturell interessiert - häufige Restaurant-besuche - Urlaub in europ. Ländern; auch Fernreisen	- viele Vereins-mitgliedschaften - interessiert an Handarbeiten - überdurchs. Buchclub-mitglieder	- wenig Leseinteres. - Handarbeiten - wenig Restaurant-besuche - unterdurchs. Interesse an Kultur	- hoher Schreber-gartenbesitz - überdurchs. Interesse an Hand-arbeiten	- Interesse an Musizieren - wenig Urlaubs-reisen; innerhalb Deutschlands oder Alternativreisen

Tab. 7.2: Beschreibung der mikrogeografischen Wohngebietstypen

Des Weiteren ist auch die sog. Anmutung einer Fassung von Interesse. Sie ist ein vom optischen Industrie- und Handelsunternehmen definiertes Merkmal der Fassung, das folgendermaßen beschrieben wird: Fassungen aus der Kategorie „Fashion“ tragen Kunden, die sehr modebewusst und offen für neue Trends sind. Die Kunden mit der Fassungskategorie „Tradition“ halten dagegen lieber am Bewährten fest und wollen keine Experimente eingehen.

Vervollständigt wird das Produktangebot über die Glasmerkmale wie das Glasmaterial (High Crown, Silikat, Kunststoff etc.), Entspiegelungsart (Einfach-, Voll-, Mehrfachentspiegelung etc.) und die Glasvergütung (Hartbeschichtung).

## 2. Prüfmerkmale

Die Prüfmerkmale sind die wichtigsten Merkmale bei der Clusterbildung bezüglich der aCRM-Aufgabenstellung, weil sie durch die gefundene Typologie erklärt bzw. vorhergesagt werden sollen. Sie werden aber nicht in die Clusterbildung aktiv einbezogen. Weil die Zielsetzung ist, die Typologie für die Gleitsichtglaskunden zu ermitteln, wird der Glastype als Prüfmerkmal herangezogen. Weitere Prüfgröße ist der Glasumsatz, der den Kundenwert repräsentiert und mit dem Glastype korreliert.<sup>500</sup>

Würden beide Merkmale in das Clusterverfahren einbezogen, dann würden im äußersten Fall Kundengruppen entstehen, die entweder nur Bifokal- oder nur Gleitsichtgläser als Glastype haben. Diese Hypothese wurde durch die Anwendung des Clusterverfahrens in mehreren Testszenarien bestätigt. Die Typologie ist für die Kundenstufenentwicklung nicht mehr bestimmbar, und die aCRM-Aufgabenstellung könnte nicht gelöst werden. Deshalb werden der Glasumsatz und der Glastype nicht aktiv in die Data-Mining-Analyse einbezogen.

## 3. Passivmerkmale

Die Passivmerkmale werden auch nicht in die eigentliche Segmentbildung einbezogen, da sie nur als Hintergrundinformationen zu der identifizierenden Typologie verwendet werden. In der vorliegenden Fallstudie können drei Arten von passiven Merkmalen unterschieden werden.

In die erste Kategorie fallen Merkmale, die nicht kaufverhaltensrelevant sind. Insbesondere Fassungsmerkmale wie die Form, das „Geschlecht der Fassung“, der Werkstoff

---

<sup>500</sup> Weil der Kundendeckungsbeitrag nicht in der Datenbasis des Unternehmens vorlag, wurde der Umsatz als Kundenwertgröße gewählt.

und das Federscharnier (Ja/Nein) einer Fassung wurden für die Wahl des Glasstyps a priori als nicht relevant eingestuft.

In der zweiten Kategorie befinden sich redundante Merkmale wie die Glasfarbe (z.B. braun) oder das Standard-/Marken-Merkmal eines Glases. Die Glasfarbe ergibt sich aus der Glastönung und die Einteilung des Glases in ein Standard- oder Markenglas definitorisch aus dem Glasmaterial. Solche Abhängigkeiten würde das Clusterverfahren automatisch erkennen und erheblich beeinflussen. Die Segmentbildung würde dann in Richtung dieser korrelierten Merkmale aufgrund der Ähnlichkeit erfolgen.

Die letzte Kategorie von passiven Merkmalen beinhaltet nicht signifikante Merkmale, die durch die im nächsten Abschnitt beschriebene Anwendung des Ablaufschemas im Data-Mining automatisch ermittelt wurden (Geschlecht, Glastönung).

Tab. 7.3 zeigt abschließend die Einteilung in Aktiv-, Prüf- und Passivmerkmale für die Data-Mining-Analyse, aus denen die verschiedenen CRM-Maßnahmen abgeleitet werden:

Merkmale		Aktiv-merkmale	Prüf-merkmale	Passiv-merkmale
Kundenwertmerkmal	Glasumsatz		X	
Kundenmerkmale	Alter	X		
	Geschlecht			X
	Wohngebietstyp	X		
Kommunikationsmerkmale	Wohngebietstyp	X		
	Versandhandelsneigung	X		
Produktmerkmale	Anmutung	X		
	Fassungspreis	X		
	Federscharnier			X
	Form der Fassung	X		
	Werkstoff			X
	Geschlecht der Fassung			X
	Glastyp		X	
	Glasmaterial			X
	Entspiegelung	X		
	Glasfarbe			X
	Standard-/Markenglas			X
	Glastönung			X
	Glasvergütung	X		
Distributionsmerkmal	Kaufkraft	X		

Tab. 7.3: Einteilung in Aktiv-, Prüf- und Passivmerkmale für die Data-Mining-Analyse



## (2) Festlegung der Methodenparameter

Für den Einsatz des Kohonen-Netzes wird als Nachbarschaftsfunktion eine Gaußfunktion mit entsprechendem Spannweitenparameter verwendet, wobei die Lernrate im Lernvorgang exponentiell abnimmt.<sup>501</sup>

Die Anzahl der Lernzyklen wurde auf 30 festgelegt. Szenarioanalysen über unterschiedliche Anzahl von Lernzyklen haben ergeben, dass sich die Euklidische Distanz nur noch minimal verändert. Das Training des Netzes kann bei dieser Lernzyklenanzahl als abgeschlossen angesehen werden.

Es wird eine 8x8-Kohonen-Karte gewählt. Eine Anzahl von 64 Kohonen-Neuronen wurde für die Ausschöpfung der Leistungsfähigkeit des Kohonen-Netzes als angemessen angesehen.

Beim nachgeschalteten Ward-Verfahren wird das Varianzkriterium für die Fusionierung der Cluster verwendet.

## (3) Durchführung der Analyse

Bei der Ausführung der Analyse wird das in Kap. 7.4.1.2 entwickelte Ablaufschema durchlaufen. Es findet die Zuordnung der Objekte zu den Clustern mittels des Kohonen-Netzes statt. Danach wird die optimale Clusteranzahl anhand des Ward-Verfahrens bestimmt. Datenbasis des Ward-Verfahrens sind die vom Kohonen-Netz ermittelten Gewichtsvektoren der Kohonen-Neuronen. Es schließt sich der Signifikanztest für die Überprüfung der Trennfähigkeit der Merkmale zwischen den Clustern an. Die Bewertung des Data-Mining-Ergebnisses anhand von Testdaten und qualitativen Kriterien findet im nächsten Abschnitt statt.

Bei Ausführung des Analyseweges wurden zunächst durch das Kohonen-Netz 64 Gewichtsvektoren der Kohonen-Neuronen ermittelt. Auch bei den anschließenden Durchläufen wurde festgestellt, dass vom Kohonen-Netz keine Dimensionsreduktion durchgeführt wurde. Die Anzahl der Gewichtsvektoren entsprach immer der Anzahl der im Data-Mining-Modell definierten Kohonen-Neuronen.

Durch Anwendung des Ward-Verfahrens bzw. des inversen Scree-Tests im 2. Schritt wurde eine 2-Clusterlösung gefunden. Über den F-Test wurde sofort ersichtlich, dass die Trennfähigkeit der Merkmale zwischen den Clustern überwiegend nicht vorhanden war. Lediglich für die Anmutung und das Alter kann eine Trennfähigkeit bescheinigt werden (vgl. Tab. A.1 im Anhang). Der statistische Test hat in Verbindung mit einer eingehenden

---

<sup>501</sup> Die Gaußfunktion mit dem Spannweitenparameter und der Lernrate sind vom Data-Mining-Tool vorgegeben.

qualitativen Analyse gezeigt, dass das Geschlecht der Kunden vermutlich keine hohe Trennfähigkeit aufweist. Deshalb wurde für den anstehenden zweiten Durchgang das Geschlecht eliminiert. Die Hypothese hatte sich bestätigt. Ermittelt wurde eine 6-Clusterlösung mit einer deutlich verbesserten Trennfähigkeit (vgl. Tab. A.2 im Anhang).

Es schlossen sich mehrere Durchläufe des Ablaufschemas an, die sich aufgrund des Signifikanztests insbesondere auf die Glasmerkmale, aber auch auf das Alter des Kunden konzentrierten. Endergebnis ist, dass die Glastönung ebenfalls als nicht signifikant eingestuft werden kann (vgl. Tab. A.3 im Anhang). Weitere Eliminierungsschritte hatten immer schlechtere Signifikanzwerte hervorgerufen. Aufgrund des inversen Scree-Tests konnte eine 7-Clusterlösung identifiziert werden, weil eine geringere Clusteranzahl mit einem relativ großen Heterogenitätszuwachs bezahlt worden wäre (vgl. Abb. 7.11).

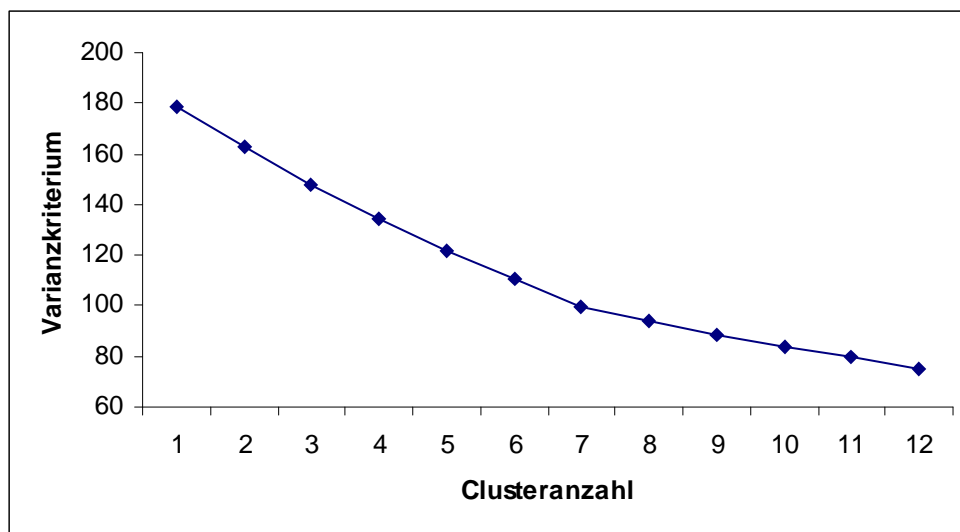


Abb. 7.11: Inverser Scree-Test für die Bestimmung der Zielgruppen-/Clusteranzahl

### 7.4.2.3 Bewertung des Data-Mining-Ergebnisses

#### (1) Überprüfung anhand von Testdaten

Um die Generalisierungsfähigkeit des Data-Mining-Ergebnisses zu testen, findet eine Überprüfung anhand der Testdaten statt. Bereits die Reihenfolge der Objekte könnte die Clustereinteilung beeinflussen, da die Gewichte nach jedem präsentierten Objekt angepasst werden (vgl. Kap. 2.7.6.2). Durch Verwendung der Testdaten legt man ganz neue Objekte an das Kohonen-Netz an.

Die Vorgehensweise orientiert sich an dem entwickelten Ablaufschema, wobei für den notwendigen Ergebnisvergleich die Merkmale in die Analyse einbezogen wurden, die schließlich zu der 7-Clusterlösung in den Trainingsdaten geführt haben. Durch Anwen-

dung des Kohonen-Netzes und des Ward-Verfahrens wurde die 7-Clusterlösung der Testdaten mit denen der Trainingsdaten aus qualitativer Sicht verglichen. Erst durch diesen Vergleich findet eine kritische Überprüfung der qualitativen Interpretation für die ermittelten Cluster statt.

Es ergaben sich für die Trainings- und Testdaten aus qualitativer Sicht gleiche Cluster, wobei bei einzelnen Ausprägungen der Merkmale zum Teil kleinere Anteilsverschiebungen (z.B. etwas größere Vollentspiegelung) innerhalb einer Kundengruppe vorlagen. Diese begründen sich einfach durch die unterschiedliche Datenbasis.

## (2) Überprüfung anhand von qualitativen Kriterien

Die Bewertung wird durch die Überprüfung der qualitativen Kriterien Verständlichkeit, Neuheitsgrad und Nützlichkeit abgeschlossen:

- *Verständlichkeit*

Ergebnis der automatischen Zielgruppenbildung ist, dass in den einzelnen Zielgruppen einzelne Ausprägungen gegenüber der Gesamtverteilung überdurchschnittlich vertreten sind. Bspw. kann eine Kundengruppe bei der Kundenansprache primär nur über das Werbefernsehen erreicht werden. Dagegen wird eine andere Kundengruppe besser über Printmedien angesprochen. Die unterschiedlichen Zielgruppen können den Fach- und Führungskräften in einfacher Form verständlich gemacht werden. Insbesondere durch den sofortigen Vergleich zweier oder mehrerer Zielgruppen können die Unterschiede deutlich gemacht werden.

- *Neuheitsgrad*

Der Neuheitsgrad ist gegeben, weil die bisherige Strategieausrichtung des optischen Industrie- und Handelsunternehmens nicht auf Zielgruppen ausgerichtet war. Mit der im nächsten Abschnitt abgeleiteten CRM-Strategie könnte ein Strategiewechsel durchgeführt werden.

- *Nützlichkeit*

Gleichzeitig ist das Kriterium der Nützlichkeit erfüllt, weil das 7-Clusterergebnis über mikrogeografische Daten verfügt, die bisher dem Unternehmen nicht vorlagen. Unterschiedliche CRM-Maßnahmen (z.B. Direktmarketing vs. Massenmarketing über TV/Print) können nun in der CRM-Strategie berücksichtigt werden.

Insgesamt wurde das Data-Mining-Ergebnis durch die Überprüfung der Testdaten und der qualitativen Kriterien bestätigt.

### 7.4.3 Ableitung der CRM-Strategie

- (1) Entwicklung strategischer Stoßrichtungen aus den ermittelten Zielgruppen (Ergebnisse im Überblick)

Ergebnis der Data-Mining-Analyse sind sieben Zielgruppen, die differenzierte Kunden- und Marketing-Mix-Merkmale haben. Weil jede Zielgruppe sowohl einen Gleitsicht- als auch einen Bifokalanteil (z.B. Zielgruppe 1 mit einem Gleitsicht-/Bifokalanteil 70 % zu 30 %) hat, kann für die ermittelte Typologie eine Kundenstufenentwicklung vom Bifokal zum Gleitsichtglaskunden durchgeführt werden.

Die Kundenstufenentwicklung ist dabei abhängig vom Kundenwert. Die einzelnen Zielgruppen werden deshalb in Kunden mit hohem, mittlerem und niedrigem Kundenwert unterteilt. Kunden, die über dem durchschnittlichen Glasumsatz liegen, werden als Kunden mit hohem Wert identifiziert. Es ergaben sich drei Zielgruppen. Für den mittleren und niedrigen Kundenwert wurden jeweils zwei Zielgruppen ermittelt.

Auffällig ist bereits die erste Zielgruppe, die aus traditionellen Arbeitern und Kleinbürgern besteht. Obwohl sie generell preiswerte Marken bevorzugen, ist der Anteil von 70 % Gleitsichtgläsern mit einem durchschnittlichen Glasumsatz von 176 € am höchsten. Diese Zielgruppe sieht die Brille als Prestigeobjekt und ist auch bereit, den entsprechenden Preis dafür zu zahlen. Demgegenüber befinden sich erst in der zweiten Zielgruppe die Kunden der „gehobenen Mitte“ und der „Upperclass“. Ohne Data-Mining-Analyse und Verknüpfung der internen und externen Daten hätte man vermutet, dass dieser Kundenkreis den höchsten Kundenwert hätte.

In Abhängigkeit des Kundenwertes und der Ausprägungen der Kundengruppen werden drei strategische Stoßrichtungen abgeleitet (vgl. Abb. 7.12): Die aktive Qualifizierungsstrategie (Zielgruppe 1-3), die gezielte Direktmarketingstrategie (Zielgruppe 4-5) und die Nicht-Aktivierungsstrategie (Zielgruppe 6-7). Innerhalb der strategischen Stoßrichtungen gibt es für jede Zielgruppe unterschiedliche Maßnahmen der Kundenakquisition und -bindung, die den gesamten Marketing-Mix betreffen. Das Maßnahmenbündel wird aus den Ausprägungen der jeweiligen Merkmale des Marketing-Mixes abgeleitet. Bspw. bevorzugt die erste Zielgruppe als Kommunikationsmaßnahme das TV- und Direktmarketing, während für die zweite Zielgruppe das Printmarketing gewählt wird. Dabei wird beim Produktangebot für die erste Zielgruppe ein Verbundangebot (Fassung+Glas) unterbreitet, während für die zweite Zielgruppe nur das Gleitsichtglas ohne entsprechende Fassung angeboten wird.

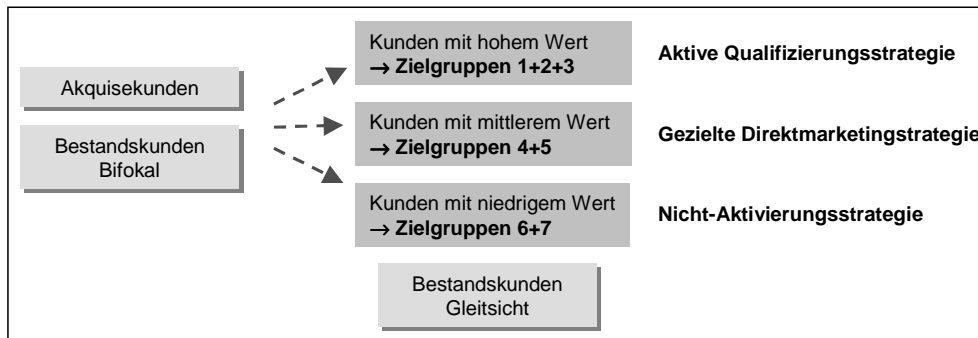


Abb. 7.12: CRM-Strategie: Entwickelte strategische Stoßrichtungen für das optische Industrie- und Handelsunternehmen

Die Zielgruppe 4 und 5 wird aufgrund der hohen bzw. sehr hohen Versandhandelsneigung über das Direktmarketing angesprochen, wobei bei der Art der Ansprache in modern und traditionell unterschieden wird.

Für die Zielgruppen 6 und 7 sollten aktiv keine Kundenakquisitions- und -bindungsmaßnahmen durchgeführt werden. Zielgruppe 6 wird dabei über die Kommunikationsmaßnahmen der Zielgruppe 3 (konservatives TV-Marketing) abgeschöpft. Dagegen kann die Zielgruppe 7 aufgrund des niedrigen Kundenwertes als kritisch eingestuft werden, bei der keine Kundenakquisitions- und -bindungsmaßnahmen durchgeführt werden sollten.

- (2) Zielgruppenergebnisse und abgeleitete CRM-Strategie mit CRM-Maßnahmen (Ergebnisse im Detail)

Im Folgenden werden die Zielgruppenergebnisse und die abgeleitete CRM-Strategie mit den CRM-Maßnahmen detailliert beschrieben. Tab. 7.4 zeigt anschließend noch einmal alle Ergebnisse in Tabellenform.

Aktive Qualifizierungsstrategie (Zielgruppen mit hohem Kundenwert):

*Zielgruppe 1:*

Diese Gruppe mit einem Kundenanteil von 15 % hat mit 70 % Gleitsichtgläsern den höchsten Kundenwert. In ihr befinden sich traditionelle Arbeiter und Kleinbürger. Das Kundenalter ist überdurchschnittlich unter 60. Die Kunden tragen Fassungen aus dem Classic- und Fashion-Bereich. Als CRM-Maßnahme sollte für die Kundenakquisition das Werbefernsehen eingesetzt werden, wobei aufgrund der Fassungswahl eine Trendwerbung, die sehr modebewusst gestaltet werden sollte, durchgeführt werden. Aufgrund der hohen Versandhandelsneigung von 50 % sollten die Kunden über die Direktansprache gebunden werden.

Insgesamt sollte aufgrund signifikanter Artikelmerkmale eine Verbundwerbung von Glas und Fassung eingesetzt werden. Beispielsweise sollte eine ovale Fassung ohne Federscharnier, die aus einem höheren Preissegment stammt, mit einem vollentspiegelten Glas (incl. Hartbeschichtung) aus asphärischem Kunststoff angeboten werden.

*Zielgruppe 2:*

In dieser Gruppe mit einem Kundenanteil von 11 % und einem Gleitsichtanteil von 58 % befinden sich Kunden der gehobenen Mitte und der Upperclass. Diese Kunden bevorzugen nur Printmedien (Manager Magazin, Brigitte, Für Sie). Weil in dieser Kundengruppe bestimmte Glas- oder Fassungsmerkmale nicht überdurchschnittlich ausgeprägt waren, sollte nur das Gleitsichtglas beworben werden. Die Werbung sollte anspruchsvoll, aber nicht modisch sein, weil die Kunden der höheren Schicht zuzuordnen sind und Classic- bzw. Traditionsbrillen bevorzugen. Eine Direktmarketingmaßnahme sollte aufgrund der mittleren Versandhandelsneigung nicht eingesetzt werden.

*Zielgruppe 3:*

In ihr befinden sich mit 10 % Kundenanteil 60 % Konservative sowie 40 % Kleinbürger und traditionelle Arbeiter, die überdurchschnittlich ein Alter zwischen 60 und 65 haben. Weil sie nur traditionelle Brillen tragen, sollte eine qualitätsorientierte, eher konservativ gehaltene Werbung durchgeführt werden. In der Kundenakquisition sollten für die Konservativen Printmedien und für die Kleinbürger bzw. traditionellen Arbeiter das Werbefernsehen eingesetzt werden. Aufgrund überdurchschnittlicher Fassungs- und Glasmerkmale ist eine Verbundwerbung anzustreben. Beispielsweise werden gegenüber der Zielgruppe 1 überdurchschnittlich Square- und Butterfly-Fassungen mit Federscharnier bevorzugt. Diese Angebote sollten insbesondere über die Direktansprache unterbreitet werden, um die Kunden an das Unternehmen zu binden.

Weil die Konservativen aus Zielgruppe 3 und die gehobene Mitte bzw. die Upperclass aus Zielgruppe 2 eindeutig als wertvolle Kunden identifiziert werden konnten und alle in Gebieten mit hoher Kaufkraft wohnen, sollte bei diesen Wohngebietstypen eine Überprüfung der Filialstandortwahl durchgeführt werden (Regionalmarketing).

Gezielte Direktmarketingstrategie (Zielgruppen mit mittlerem Kundenwert):

*Zielgruppe 4+5:*

In beiden Zielgruppen mit jeweils 17 % Kundenanteil fallen die „durchschnittlichen Kunden“, in denen der Gleitsichtgläseranteil (46 % bzw. 42 %) bereits etwas unter dem

Anteil der Gesamtverteilung (= 48 %) liegt. Der Unterschied beider Zielgruppen liegt darin, dass in Zielgruppe 4 klassische Bürger und Kleinbürger sind, die Classic- und Traditionsfassungen tragen.

In Zielgruppe 5 befinden sich dagegen zusätzlich zu den Kleinbürgern auch traditionelle Arbeiter, die nur Traditionsfassungen wählen. Diese Kundengruppe ist weniger bereit, für die Brille Geld auszugeben. Das zeigt der durchschnittlich niedrigere Fassungspreis.

Beide Zielgruppen zeichnen sich durch eine hohe bzw. sehr hohe Versandhandelsneigung aus. Deshalb sollten gezielte Direktmarketingmaßnahmen eingesetzt werden, in denen allgemein die Gleitsichtgläser angeboten werden. Hierfür sollte für diese beiden Gruppen ein Data-Mining-Responsemodell entwickelt werden, um weitere signifikante Unterscheidungsmerkmale herauszuarbeiten.

#### Nicht-Aktivierungsstrategie (Zielgruppen mit niedrigem Kundenwert):

##### *Zielgruppe 6+7:*

Beide Kundengruppen haben nur noch einen Gleitsichtanteil von 35-36 %. Der Kundenwert ist entsprechend niedrig. Die Kunden sind überdurchschnittlich über 60 und tragen Traditionen-Brillen. Der durchschnittliche Fassungspreis liegt auf der untersten Skala. Bei den Gläsern wollen bspw. durchschnittlich 30 % keine Entspiegelung haben. Dieser Wert ist gegenüber den anderen Zielgruppen sehr hoch.

Zielgruppe 6, die ausschließlich aus Rentnern (Randgruppe) besteht, ist gegenüber Zielgruppe 7 noch etwas mehr bereit, einen höheren Preis für die Brille auszugeben. Diese Kundengruppe sollte ohne aktive CRM-Maßnahme gehalten werden. Weil diese Kunden überdurchschnittliches Interesse am Werbefernsehen haben, könnte eine „Erinnerungswerbung“ im TV, die primär auf die Zielgruppe 3 (für Kleinbürger und Traditionelle Arbeiter) ausgerichtet ist, bereits ausreichen.

In Zielgruppe 7 befinden sich dagegen traditionelle Arbeiter, die im Gegensatz zur profitablen Zielgruppe 1 (besteht zum großen Teil aus traditionellen Arbeitern) nur die preisgünstigsten Gläser und Fassungen kaufen. Gegenüber allen anderen Gruppen können diese Kunden als kritisch eingestuft werden. Eine CRM-Maßnahme sollte nicht angestrebt werden.

Clusterergebnis		Zielgruppe 1 (15 %)	Zielgruppe 2 (11 %)	Zielgruppe 3 (10 %)	Zielgruppe 4 (17 %)	Zielgruppe 5 (17 %)	Zielgruppe 6 (13 %)	Zielgruppe 7 (17 %)
Kundenwertmerkmale	Anteil Gleitsicht	70 %	58 %	53 %	46 %	42 %	36 %	35 %
	Ø-Glasumsatz	176 €	164 €	154 €	132 €	119 €	106 €	93 €
Kundenmerkmale	Alter	überd.< 60	ab 40 (gleichverteilt)	überd. 60-65	ab 40 (gleichverteilt)	ab 40 (gleichverteilt)	überd. > 65	überd. > 60
	Wohngebietstyp	traditionelle Arbeiter; Kleinbürger	gehobene Mitte; Upperclass	60 % Konservative; 40 % Kleinbürger; traditionelle Arbeiter	klassische Bürger; Kleinbürger	70 % Kleinbürger; 30 % traditionelle Arbeiter	Randgruppe	traditionelle Arbeiter
	Konsumverhalten (abgeleitet aus Wohngebietstyp)	Preiswerte Marken	hochpreisige/prestigeorientierte Produkte ("Marken")	anspruchsvolle Produkte/preisbewusstes Einkaufen	qualitätsorientiert; preisbewusst	preisbewusstes Einkaufen; eingeschränktes Interesse	deutliche Neigung zu Billigprodukten	Neigung zu preiswerten Handelsmarken
	Kundentyp (abgeleitet aus Anmutung)	modebewusst	modern; aber nicht modisch; leistungsorientiert	an den Bewährten festhalten; sorgfältige Verarbeitung/qualitätsorientiert	modern; aber nicht modisch; leistungsorientiert	an den Bewährten festhalten; sorgfältige Verarbeitung/qualitätsorientiert	an den Bewährten festhalten; sorgfältige Verarbeitung/qualitätsorientiert	an den Bewährten festhalten; sorgfältige Verarbeitung/qualitätsorientiert
Kommunikationsmerkmale	Printmedien (abgeleitet aus Wohngebietstyp)	sehr wenig Interesse	überdurchschnittliches Interesse	durchschnittliches Interesse	sehr geringes Interesse	sehr wenig Interesse	-	unterdurchschnittliches Interesse
	Werbefernsehen (abgeleitet aus Wohngebietstyp)	überdurchschnittliches Interesse	sehr wenig Interesse	durchschnittliches Interesse	wenig Interesse	wenig Interesse	interessiert, besonders ARD, ZDF	überdurchschnittl. Interesse: ARD, ZDF, RTL, SAT 1
	Versandhandelsneigung	50 % hoch	mittel	90 % hoch;sehr hoch	sehr hoch	hoch	niedrig; mittel	niedrig; mittel
Produktmerkmale Fassung/Glas	Anmutung	Classic; Fashion	Classic; Tradition	Tradition	Classic; Tradition	Tradition	Tradition	Tradition
	Ø-Fassungspreis	45 €	42 €	40 €	37 €	31 €	30 €	29 €
	Federscharnier	kein (überdurchs.)	-	überdurchschn.	-	-	-	-
	Form der Fassung	überdurchs. Oval/Pilot	-	überdurchs. Square; Butterfly	-	-	-	-
	Glasmaterial	asphärischer Kunststoff	40 % High Crown; 29 % Silikat	-	-	-	42 % Silikat	52 % Silikat
Entspiegelung	Vollentspiegelung mit Hartbeschichtung	-	Voll-/Mehrfachentspiegelung	-	-	-	33% keine Entspiegelung	
Distributionsmerkmal	Kaufkraft	mittel	hoch	hoch	mittel	niedrig; mittel	niedrig; mittel	niedrig
CRM-Strategie	Stoßrichtung beim Kundenwert	Aktive Qualifizierungsstrategie hoch			Gezielte Direktmarketingstrategie mittel		Nicht-Aktivierungsstrategie niedrig	
	Maßnahmen der Kundenakquisition und -bindung	Kommunikation - Kanal	TV- und Direktmarketing	Printmarketing	TV-, Print- und Direktmarketing	Direktmarketing	Direktmarketing	TV-Marketing
- Art der Ansprache		einfach aufgrund des Bildungsniveaus	anspruchsvoll	konservativ	qualitäts- und preisorientiert	traditionell	konservativ	-
Produkt		Verbundangebot (Fassung+Glas)	allgemeines Gleitsichtglasangebot	Verbundangebot (Fassung+Glas)	allgemeines Gleitsichtglasangebot	allgemeines Gleitsichtglasangebot	-	-
Preis		Orientierung am Ø-Glasumsatz	Orientierung am Ø-Glasumsatz	Orientierung am Ø-Glasumsatz	Orientierung am Ø-Glasumsatz	Orientierung am Ø-Glasumsatz	-	-
Distribution		-	Filialstandortüberprüfung	Filialstandortüberprüfung	-	-	-	-

Tab. 7.4: aCRM-Fallstudienresultat: Ermittelte Zielgruppen und Ableitung der CRM-Strategie



## 7.5 Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses

Die Zielgruppenergebnisse mit Ableitung der CRM-Strategie sind für das optische Industrie- und Handelsunternehmen nun im laufenden Geschäft zu nutzen. Die abschließende 4. CRM-Phase „Nutzung des Data-Minings“ verteilt die Zielgruppen ins oCRM-System und ins Cockpit (vgl. Abb. 7.13). Über das Controlling der CRM-Strategie sind weitere Optimierungspotenziale aufzuzeigen.

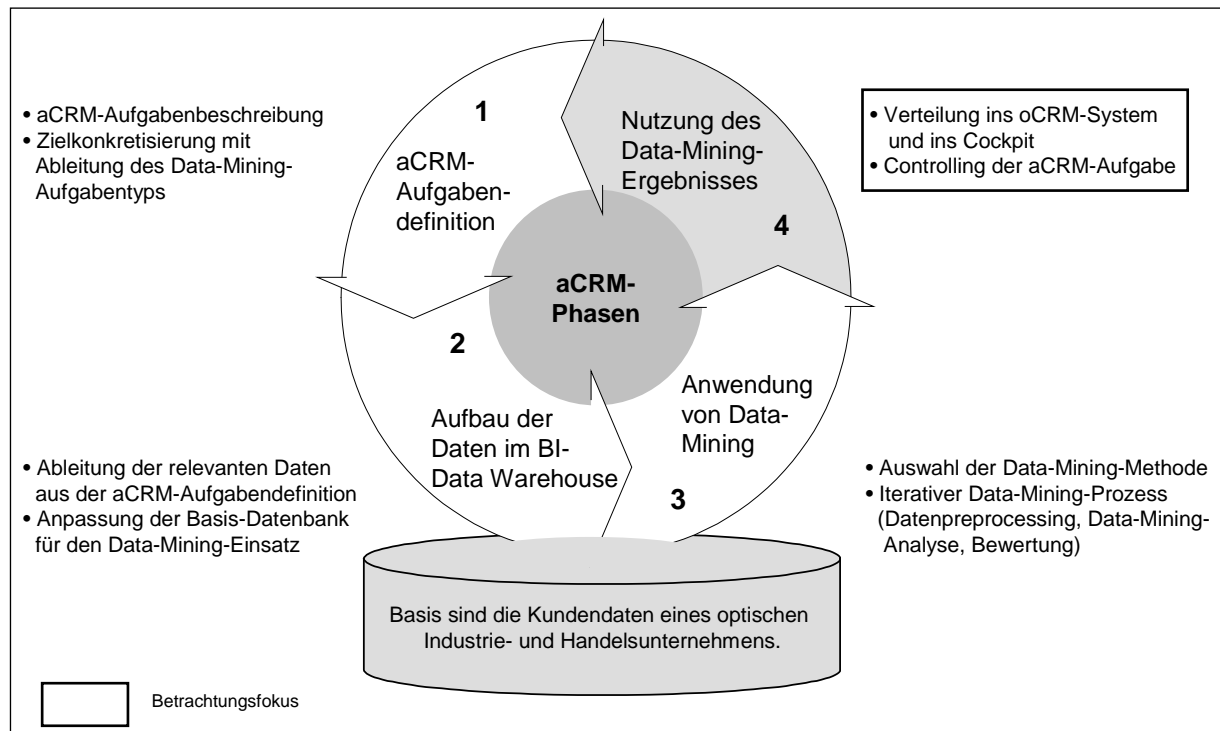


Abb. 7.13: Anwendung der 4. aCRM-Phase „Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses“ für die Entwicklung der CRM-Strategie

### 7.5.1 Verteilung ins oCRM-System und ins Cockpit

Die Zielgruppenergebnisse des Data-Minings sind für die Führungskräfte und Vertriebsmitarbeiter bereitzustellen (vgl. Abb. 7.14). Hierzu werden die Zielgruppen wieder vom externen Data-Mining-Tool in den Data-Mining-Layer des BI-Data Warehouse zurückgespielt (DSO-Nr. 3.1).

Aus dem Enterprise Data Warehouse werden die Kundengruppen ins oCRM-System verteilt, damit sie dem optischen Industrie- und Handelsunternehmen in den operativen CRM-Prozessen zur Verfügung stehen.

Die Präsentation der ermittelten Zielgruppenergebnisse mit grafischer Darstellung erfolgt über das Cockpit.

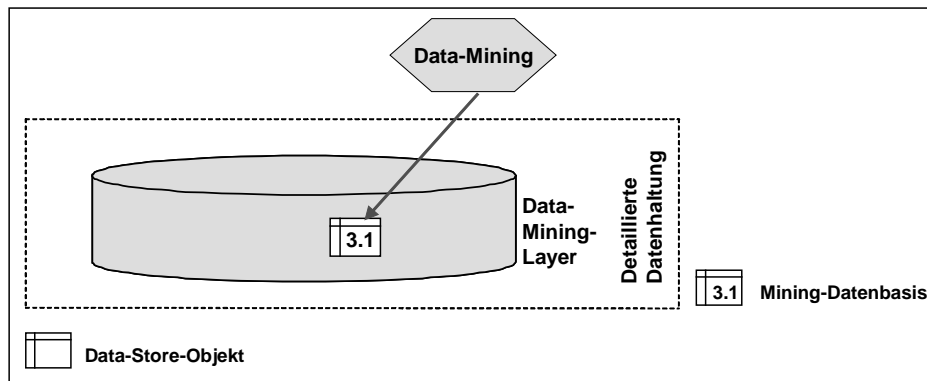


Abb. 7.14: Rückführung der Zielgruppenergebnisse in den Data-Mining-Layer für die Verteilung ins oCRM-System und ins Cockpit

### 7.5.2 Controlling der aCRM-Aufgabe

In der laufenden Anwendung der Zielgruppenergebnisse bzw. der CRM-Strategie im Unternehmen ist die Aufgabe des CRM-Controllings, die Effektivität der CRM-Strategie zu überprüfen. Insbesondere die Kundenwertentwicklung in den einzelnen Zielgruppen ist als CRM-Kennzahl heranzuziehen.

Des Weiteren wäre zu überlegen, die ermittelte CRM-Strategie weiter zu optimieren. Indem die Ergebnisse der Fallstudie mit dem in dieser Arbeit entwickelten aCRM-Konzept (vgl. insbes. Kap. 3.3) verglichen werden, ergeben sich weitere zukünftige aCRM-Aufgaben:

- 1) Die bisherige Analyse hat sich auf die Alterssichtigen (Kundenalter ab 40) beschränkt. In einem weiteren aCRM-Projekt ist eine Analyse für den gesamten Kundenstamm zu ermitteln. Zielsetzung ist, eine aktive Kundenstufenentwicklung über alle Altersstufen zu erreichen, damit bspw. die Kunden beim Wechsel von der Kurz- zur Alterssichtigkeit nicht zur Konkurrenz abwandern.
- 2) Auf Basis der ermittelten Zielgruppen kann die Kundenstufenentwicklung noch detaillierter gestaltet werden. Die Gleitsichtgläser können in weitere Stufen unterteilt werden. Folgender Entwicklungspfad würde sich dann ergeben: Bifokal → Gleitsicht (Einstieg) → Gleitsicht Spitzenklasse → Gleitsicht Premium. Die Zielsetzung des aCRM-Projektes würde darin bestehen, die relevanten Up-Selling-Merkmale zu identifizieren.
- 3) Damit die CRM-Strategie umgesetzt wird, müssen erhebliche Kosten (insbesondere für die Durchführung einer Kampagne) aufgewendet werden. Die CRM-Maßnahmen sollte man zusätzlich unter Wirtschaftlichkeitsgesichtspunkten ableiten. Deshalb sollte für die einzelnen Zielgruppen z.B. eine lebenszyklusorientierte Kundendeckungsbeitragsrechnung aufgebaut werden (vgl. Kap. 3.2.2). Weil die Zielgruppen eine unterschiedliche

Kundenanzahl haben, können gegenüber einer isolierten Betrachtung der Data-Mining-Ergebnisse damit ganz andere Investitionsentscheidungen verbunden sein.

## 7.6 Ergebnisse „Fallstudie zum aCRM“

Anhand von Kundendaten eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens wurde die praktische Umsetzung des entwickelten Leitfadens der Anwendungsebene (Kap. 5) bezogen auf die Entwicklung einer CRM-Strategie gezeigt.

Zunächst wurde die aCRM-Aufgabenstellung anhand der aCRM-Bestimmungsfaktoren konkretisiert. Es wurde festgestellt, dass zwischen dem allgemeingültig entwickelten aCRM-Konzept (Kap. 2-5) und der betrieblichen Umsetzung eine Ziellücke besteht, weil die internen Unternehmensdaten nicht mit den externen Kundenzufriedenheits-/loyalitätsdaten verknüpft waren. Die aCRM-Aufgabenstellung wurde dementsprechend angepasst. Zielsetzung der Fallstudie war es, eine zielgruppenspezifische und kundenwertorientierte CRM-Strategie herzuleiten.

Nach der Definition der aCRM-Aufgabenstellung (Ermittlung einer Gleitsichtglaskundentypologie) wurden die erforderlichen Daten im Enterprise Data Warehouse (EDW) des BI-Data Warehouse aufgebaut. Für die Erzielung aussagefähiger Ergebnisse wurden die internen Kundendaten des optischen Industrie- und Handelsunternehmens mit mikrogeografischen Daten angereichert.

Für die Anwendung des Data-Minings wurde ein spezielles Vorgehensmodell für die Ableitung der CRM-Strategie entwickelt, in dem das Kohonen-Netz und das Ward-Verfahren als Clustermethoden eingesetzt wurden. Ergebnis ist eine auf Basis einer kundenwertorientierten Gleitsichtglaskundentypologie hergeleitete CRM-Strategie für sieben Zielgruppen.

Diese sieben Zielgruppen wurden in den Data-Mining-Layer für die weitere Verteilung in dem Unternehmen zurückgeführt. Das Aufzeigen von Optimierungspotenzialen für die Weiterentwicklung der CRM-Strategie des optischen Industrie- und Handelsunternehmens rundete die Fallstudie ab.

Abb. 7.15 zeigt zusammenfassend die Ergebnisse.

- ✓ **Anwendung und Überprüfung des entwickelten aCRM-Phasenansatzes (Leitfaden) für die Anwendungsebene anhand der Fallstudie**
- ✓ **Definition der aCRM-Aufgabe für das optische Industrie- und Handelsunternehmen**
  - Konkretisierung der aCRM-Aufgabe über die aCRM-Bestimmungsfaktoren
  - Ermittlung einer Gleitsichtglaskundentypologie für die Entwicklung zum Gleitsichtglaskunden als Basis für eine strategische Neuausrichtung
- ✓ **Aufbau der Datenbasis im BI-Data Warehouse für den Data-Mining-Einsatz**
  - Auswahl der relevanten Kunden-, Kommunikations-, Produkt- und Distributionsmerkmale
  - Anreicherung der Kundenauftragsdaten um mikrogeografische Daten
  - Erstellung der Mining-Datenbasis im Data-Mining-Layer des Enterprise Data Warehouse
- ✓ **Anwendung des Data-Mining für die Entwicklung der CRM-Strategie**
  - Auswahl des Kohonen-Netzes als Data-Mining-Methode (einschließlich nachgeschaltetem Ward-Verfahren)
  - Entwicklung eines Ablaufschemas für die Ableitung der CRM-Strategie
  - Ermittlung der Zielgruppen durch das entwickelte Ablaufschema
  - Ableitung einer zielgruppenspezifischen und kundenwertorientierten CRM-Strategie für das optische Industrie- und Handelsunternehmen
- ✓ **Nutzung des Data-Mining-Ergebnisses**
  - Speicherung der Zielgruppenergebnisse im Data-Mining-Layer des Enterprise Data Warehouse
  - Aufzeigen von weiteren Optimierungspotenzialen der CRM-Strategie des Unternehmens durch das CRM-Controlling

Abb. 7.15: Ergebnisse „Fallstudie zum aCRM“

## **8 Zusammenfassung und Ausblick**

Nach der Konzeption und Realisierung des aCRM-Ansatzes werden abschließend die gestellten Anforderungen an das analytische CRM aus Kap. 1 überprüft und die Gesamtergebnisse dieser Arbeit dargestellt. Die Betrachtung von weiterem Handlungsbedarf und ein kurzes Fazit runden das Kapitel ab.

### **8.1 Erfüllte Anforderungen an das aCRM**

In der Arbeit wurden alle definierten Anforderungen an das analytische CRM erfüllt (vgl. Abb. 1.1 in Kapitel 1).

Es wurde ein kundenorientierter Unternehmensführungsansatz auf Basis der Business-Intelligence-Instrumente Data Warehouse und Data-Mining entwickelt. Der vorgestellte aCRM-Ansatz dient sowohl für die Führungskräfte als auch für die Mitarbeiter zur Entscheidungsunterstützung. Die Vorgehensweise in der Implementierung orientiert sich an den aufgestellten Leitfäden. Der aCRM-Ansatz wurde unter Berücksichtigung von Lösungen für die technische Realisierung erstellt. Hierzu wurde insbesondere ein allgemeingültiger Vorschlag für die konkrete Ausgestaltung des aCRM-Ansatzes entwickelt.

### **8.2 Gesamtergebnisse**

Insgesamt sind durch diese Arbeit vier Ergebnisse erzielt worden, die in der Abb. 8.1 zusammenfassend dargestellt werden:

- ✓ **Entwicklung eines umfassenden aCRM-Konzeptes:**
  - Ausgestaltung aller Ebenen (Konzeptrahmenebene, betriebswirtschaftliche Ebene, IT-Ebene, Anwendungsebene)
  - Ableitung von Leitfäden als Hilfestellung für eine unternehmensspezifische Einführung des aCRM-Ansatzes
  
- ✓ **Weiterentwicklung des aCRM-Ansatzes bei der Umsetzung der aCRM-Aufgaben:**
  - Aufzeigen der Optimierungspotenziale in der CRM-Strategieentwicklung und -umsetzung
  - Darstellung der Verbesserungspotenziale im CRM-Controlling
  
- ✓ **Erarbeitung eines allgemeingültigen Realisierungsvorschlags:**
  - Identifizierung der relevanten aCRM-Aufgaben für die aCRM-Implementierung
  - Erstellung eines Cockpit-Entwurfs für die Führungskräfte und Mitarbeiter
  - Entwicklung der Datenmodelle im BI-Data Warehouse für die aCRM-Implementierung
  - Entwicklung von Data-Mining-Modellen für die Lösung der aufgestellten aCRM-Aufgaben
  
- ✓ **Überprüfung des entwickelten aCRM-Ansatzes anhand einer Fallstudie:**
  - Entwicklung einer CRM-Strategie am Beispiel eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens
  - Verwendung unternehmensspezifischer Daten

Abb. 8.1: Gesamtergebnisse der Dissertation im Überblick

Diese Gesamtergebnisse werden im Folgenden kurz erläutert.

### 8.2.1 Entwicklung eines umfassenden aCRM-Konzeptes

Das aCRM-Konzept wurde durch die Erarbeitung der unterschiedlichen Gestaltungsebenen umfassend entwickelt. In der Arbeit wurde die „Konzeptrahmenebene“, die „betriebswirtschaftliche Ebene“, die „IT-Ebene“ und die „Anwendungsebene“ unterschieden. Durch die Konzeptrahmenebene wurde der Rahmen für die betriebswirtschaftliche Ebene und IT-Ebene geschaffen. Während die ersten drei Ebenen den *gesamten* aCRM-Ansatz im Fokus haben, wurde in der Anwendungsebene (4. Ebene) die Vorgehensweise für die Lösung einer aCRM-Aufgabenstellung entwickelt. Die Anwendungsebene hat dabei auf den aCRM-Ansatz der Konzeptrahmenebene, betriebswirtschaftlichen Ebene und IT-Ebene aufgesetzt.

Auf Basis der entwickelten „Ebenenkonzepte“ wurden am Ende des jeweiligen Kapitels die Leitfäden abgeleitet. Insgesamt sind vier Leitfäden entstanden. Anhand dieser Leitfäden kann jedes Unternehmen den aCRM-Ansatz unternehmensspezifisch einführen. Einem wichtigen Anliegen der Arbeit, die Umsetzung von aCRM in der betrieblichen Praxis zu erleichtern, wurde damit Rechnung getragen.

### **8.2.2 Weiterentwicklung des aCRM-Ansatzes bei der Umsetzung der aCRM-Aufgaben**

Aus integrativer Betrachtung aller Ebenen wurde der aCRM-Ansatz im Hinblick auf die Umsetzung der aCRM-Aufgaben weiterentwickelt. Die Ergebnisse betreffen die CRM-Strategieentwicklung, die CRM-Strategieumsetzung und das CRM-Controlling:

#### (1) OPTIMIERUNG DER CRM-STRATEGIEENTWICKLUNG:

- *Entwicklung eines CRM-Portfolios mit integrierten Kundenstufen innerhalb der Kundengruppen*

Für die Entwicklung einer langfristigen, stabilen und profitablen Kundengeschäftsbeziehung wurden für das CRM-Portfolio als Dimensionen die Kundenloyalität und der Kundenwert gewählt. Die Kundengruppenermittlung erfolgt über Data-Mining für die Ableitung differenzierter Marketing-Mix- und Kundenbeziehungsmaßnahmen. Um aktiv die Kunden über den gesamten Kundenlebenszyklus zu qualifizieren, wurden die Kundenstufen innerhalb der Kundengruppen eingefügt. Voraussetzung ist, dass die potenziellen Kunden der Kundenstufe „Akquisekunde“ über Data-Mining automatisch den ermittelten Kundengruppen (auf Basis der bestehenden Kunden) zugeordnet werden.

- *Dynamisches CRM-Portfolio auf Basis der BI-Instrumente Data Warehouse und Data Mining*

Das CRM-Portfolio wird IT-gestützt in Form eines Data Marts im BI-Data Warehouse abgebildet. Bei Veränderungen des durchschnittlichen Kundenwertes und der durchschnittlichen Kundenloyalität passt sich die Anordnung der Zielgruppen innerhalb des CRM-Portfolios automatisch an. Zudem verändern sich die Kundenstufen innerhalb der Kundengruppen, wenn für jede Kundenstufe ein entsprechendes Data-Mining-Modell innerhalb der BI-Data-Warehouse-Architektur vorliegt. Bei einem Kundenstufenwechsel im oCRM-System werden sofort die Data-Mining-Modelle der Zielgruppenermittlung und zeitversetzt die Data-Mining-Modelle der Kundenstufenpotenzialermittlung durchlaufen. Im CRM-Portfolio können dadurch dynamische Kundenstufenanteile bzw. -entwicklungen innerhalb der Kundengruppen erkannt werden.

## (2) OPTIMIERUNG DER CRM-STRATEGIEUMSETZUNG:

- *Zentrale CRM-Steuerung der operativen CRM-Prozesse über ein automatisiertes Kundengruppen- und -stufenmanagement*

Mit Unterstützung der BI-Instrumente Data Warehouse und Data-Mining werden zentral die Kundengruppen und Kundenstufen ermittelt, um die CRM-Prozesse im oCRM-System gemäß der CRM-Strategie zu steuern. In den Stammdaten des oCRM-Systems sind immer die über Data-Mining ermittelten Kundengruppen und die Kundenstufen im Ist abgebildet. Die Kundenstufenentwicklung bzw. das Kundenstufenpotenzial wird über Data-Mining ermittelt und den Vertriebsmitarbeitern über das Cockpit zur Verfügung gestellt. Auf Grundlage dieser Informationen können die operativen Kampagnen abgeleitet werden. Zudem werden die ganzen Kundenakquisitions-, bindungs- und -rückgewinnungsprozesse im Unternehmen unterstützt, indem automatisierte Potenzial- und Frühwarnlisten bereitgestellt werden.

- *Dezentrale Empfehlungen für den Kundenangang und die Beziehungspflege im Cockpit*

Jeder Vertriebsmitarbeiter erhält kundengruppen- und -stufenbezogene Empfehlungen für die Entwicklung seines Kundenstamms, die über das Cockpit grafisch präsentiert werden. Damit werden den Vertriebsmitarbeitern ein individueller Kundenangang und eine Verbesserung der Beziehungspflege ermöglicht. Jeder Vertriebsmitarbeiter oder jede Niederlassung kann dann im Rahmen des festgelegten Budgets eigenständig aktiv werden.

## (3) OPTIMIERUNG DES CRM-CONTROLLINGS:

- *BI-gestützte kundengruppen- und -stufenbezogene CRM-Planung*

Im Rahmen der CRM-Planung erhalten die Vertriebsmitarbeiter oder Niederlassungen automatisierte Vorschlagswerte für die kundengruppen- und -stufenbezogene CRM-Portfolio-Planung, indem das Data-Mining die Kundengruppen ermittelt und die zukünftigen Kundenstufen prognostiziert. Auf dieser Grundlage werden die entsprechenden Potenzialkennzahlen berechnet und in der BI-gestützten Planungsanwendung auf Data-Mart-Basis gespeichert. Der gesamte CRM-Portfolio-Planungsprozess wird durch die Planungsanwendung unterstützt.



- *Intelligentes Kundenentwicklungs-, Frühwarn- und Navigationssystem für das CRM-Controlling*

Für das CRM-Controlling wurden die relevanten CRM-Kennzahlen für die strategische, taktische und operative Steuerung identifiziert, um die Kunden aktiv zu entwickeln. Die Steuerung erfolgt über Plan-/Potenzial-/Ist-Vergleiche anstatt über klassische Plan-/Ist-Vergleiche. Deshalb kann auch der Begriff des Frühwarnsystems verwendet werden, weil über Data-Mining Wechsellpotenziale berechnet werden. Ausgehend von dieser Kennzahl kann über die Kundengruppen und Kundenstufen navigiert und z.B. abwanderungsgefährdete Kunden identifiziert werden. Die Vertriebsmitarbeiter erhalten automatisiert eine entsprechende Frühwarn-Liste.

### **8.2.3 Erarbeitung eines allgemeingültigen Realisierungsvorschlags**

Auf Grundlage der entwickelten aCRM-Konzeption (Kap. 2-5) wurde ein allgemeingültiger Realisierungsvorschlag für die aCRM-Implementierung (Kap. 6) erarbeitet. Hierzu wurden die Ergebnisse des Konzeptionsteils zugrunde gelegt.

Ausgangspunkt des Realisierungsvorschlags sind die identifizierten betriebswirtschaftlichen Aufgaben für die aCRM-Implementierung, die die CRM-Strategieentwicklung, die CRM-Strategieumsetzung und das CRM-Controlling betreffen. Mit dieser Vorgabe wurde die BI-Data-Warehouse-Architektur für die aCRM-Implementierung ausgerichtet. Nach der Erstellung eines Cockpit-Entwurfs für die Führungskräfte und Mitarbeiter wurden die Datenmodelle sowohl für die Basis-Datenbank als für die Data Marts ausgeprägt. Wesentliches Kennzeichen ist der Data-Mining-Layer im Enterprise Data Warehouse (Basis-Datenbank), der als Datengrundlage für die Data-Mining-Modelle dient. Für die Schaffung eines dynamischen aCRM-Systems wurde ein integriertes Datenflusskonzept zur Versorgung der Datenmodelle entwickelt. Ergebnis ist ein automatisiertes Kundengruppen- und -stufenmanagement. Aus Endanwendersicht wurde ein zentrales Instrument für die aktive Kundenentwicklung geschaffen. Durch das Cockpit liegt nunmehr keine Trennung mehr zwischen der CRM-Strategie, der CRM-Strategieumsetzung und dem CRM-Controlling vor.

### **8.2.4 Überprüfung des entwickelten aCRM-Ansatzes anhand einer Fallstudie**

Um die praktische Umsetzbarkeit des aCRM-Ansatzes zu überprüfen, wurde abschließend eine Fallstudie erstellt. Anhand von Kundendaten eines optischen Industrie- und Handelsunternehmens wurde eine CRM-Strategie auf Basis der Business-Intelligence-Instrumente Data Warehouse und Data-Mining entwickelt. Hierzu wurde der entwickelte Leitfaden für die Lösung einer aCRM-Aufgabenstellung (vgl. Kap. 5) angewendet. Das Fallstudienresultat bestätigt die Anwendbarkeit des aCRM-Ansatzes.

### 8.3 Weiterer Handlungsbedarf

Ein weiterer Handlungsbedarf besteht bei der Auswahl des Data-Mining-Verfahrens. Zwar wird sowohl die iterative Vorgehensweise als zentrales Merkmal für ein erfolgreiches Data-Mining als auch bspw. die parallele Anwendung mehrerer Data-Mining-Verfahren als Vorteil gesehen. Dennoch wäre es wünschenswert, wenn weitere konzeptionelle Kriterien bei der Auswahl des Data-Mining-Verfahrens herangezogen werden könnten. Ergebnis wäre dann, dass die Data-Mining-Ergebnisse noch zielgerichteter und schneller erzielt werden könnten. Einige iterative Schleifen bräuchten dann nicht mehr durchgeführt werden. Ideal wäre es, wenn diese Data-Mining-Verfahren aufgrund von zu definierenden Kriterien automatisch angeboten werden.

Auch das Datenpreprocessing könnte in der Weise optimiert werden, dass automatisiert Vorschläge unterbreitet werden, welche Maßnahmen zur Datenqualitätssteigerung eingesetzt werden. Gemäß dem Anspruch an ein Business-Intelligence-System ist der gesamte Data-Mining-Prozess in Zukunft noch automatisierter innerhalb der BI-Data-Warehouse-Architektur zu gestalten.

### 8.4 Fazit

Insbesondere die Fallstudie hat gezeigt, dass mit der Umsetzung des aCRM-Ansatzes begonnen werden kann, auch wenn noch nicht alle in dieser Dissertation definierten Rahmenbedingungen (aCRM-Bestimmungsfaktoren, aCRM-Architektur etc.) in der Endausprägung vorliegen.

Aufgrund des großen Spannungsfeldes des Themas aCRM (Betriebswirtschaft, IT, Statistik etc.) wurde die vorliegende Arbeit mit dem Ziel konzipiert, die Komplexität weitestgehend zu reduzieren. Damit soll erreicht werden, dass der *analytische* CRM-Ansatz stärker in der betrieblichen Praxis verankert wird.

Die entwickelten Leitfäden sollen als Hilfestellung dienen und für konkrete Umsetzungsschritte herangezogen werden. Es können auch die entwickelten Datenmodelle unter Berücksichtigung unternehmensspezifischer Gegebenheiten (Attribute, Ausprägungen) aufgebaut werden. Es ist zu empfehlen, mit einer Erfolg versprechenden Data-Mining-Anwendung zu beginnen, damit schnelle aCRM-Ergebnisse im Unternehmen erzielt werden, um die erforderliche Akzeptanz zu erreichen.

## Literaturverzeichnis

- Adamo 2001** Adamo, J.-M.: Data-Mining for Association and Sequential Patterns - Sequential and Parallel Algorithms -, New York 2001.
- Adamson/  
Venerable 1998** Adamson, C.; Venerable, M.: Data Warehouse Design Solutions, New York 1998.
- Adomavicius/Tuzhilin  
2001** Adomavicius, G.; Tuzhilin, A.: Using Data-Mining Methods to Build Customer Profiles, in: IEEE Computer, Nr. 34, 2001.
- Agrawal/Srikant 1994** Agrawal, R.; Srikant, R.: Mining Sequential Patterns - Research Report RJ 9910, IBM Almaden Research Center, San Jose 1994.
- Agrawal/Srikant 1996** Agrawal, R.; Srikant, R.: Mining Sequential Patterns: Generalizations and Performance Improvements, In: Apers, P.: Proceedings of the 5th International Conference on Extending Database Technology, Berlin 1996.
- Alajoutsijarvi/  
Mannerma/Tikkanen  
2000** Alajoutsijarvi, K.; Mannerma, K.; Tikkanen, H.: Customer relationships and the small software firm: a framework for understanding challenges faced in marketing, in: Informations & Management (37), 2000.
- Alpar/Niedereichholz  
2000** Alpar, P.; Niedereichholz, J.: Data-Mining im praktischen Einsatz - Verfahren und Anwendungsfälle für Marketing, Vertrieb, Controlling und Kundenunterstützung -, Braunschweig/Wiesbaden 2000.
- Alt/Puschmann/  
Österle 2005** Alt, R.; Puschmann, T.; Österle, H.: Erfolgsfaktoren im Customer Relationship Management, in: Zeitschrift für Betriebswirtschaft ZfB 75 Jg., Heft 2, 2005.
- Altobelli 2007** Altobelli, C.F.: Marktforschung - Methoden, Anwendungen, Praxisbeispiele -, Stuttgart 2007.
- Anahory/Murray 1997** Anahory, S.; Murray, D.: Data Warehouse: Planung, Implementierung und Administration, Bonn 1997.
- Artz 2004** Artz, M.: Data-Mining - Verfahren in Versicherungsdaten -, Dortmund 2004.
- Bacher 1996** Bacher, J.: Clusteranalyse: Anwendungsorientierte Einführung, München 1996.
- Backhaus/Erichson/  
Plinke/Weiber 2006** Backhaus, K.; Erichson, B.; Plinke, W.; Weiber, R.: Multivariate Analysemethoden - Eine anwendungsorientierte Einführung -, Berlin 2006.
- Badran/Yacoub/Thiria  
2005** Badran, F.; Yacoub, M.; Thiria, S.: Self-Organizing Maps and Unsupervised Classification, in: Dreyfus, G.: Neural Networks - Methodology and Applications -, New York 2005.
- Bamberg/Baur/  
Krapp 2007** Bamberg, G.; Baur, F.; Krapp, M.: Statistik, München 2007.

- Bandyopadhyay/  
Maulik 2005** Bandyopadhyay, S.; Maulik, U.: Knowledge Discovery and Data-Mining, in: Bandyopadhyay, S.; Maulik, U.; Holder, L.B.; Cook, D.J.: Advanced Methods for Knowledge Discovery from Complex Data, New York 2005.
- Bange 2006** Bange, C.: Werkzeuge für analytische Informationssysteme, in: Chameni, P., Gluchowski, P.: Analytische Informationssysteme - Business-Intelligence-Technologien und -Anwendungen -, Berlin 2006.
- Bankhofer/Praxmarer  
1998a** Bankhofer, U.; Praxmarer, S.: Angewandte Marktforschung und das Problem fehlender Daten, in: Planung & Analyse Nr. 6, 1998.
- Bankhofer/Praxmarer  
1998b** Bankhofer, U.; Praxmarer, S.: Zur Behandlung fehlender Daten in der Marktforschungspraxis, in: Marketing ZFP, Heft 2, 2. Quartal 1998.
- Bartel/Schwarz/  
Strasser 2000** Bartel, W.; Schwarz, S.; Strasser, G.: Der ETL-Prozess des Data Warehousing, in: Jung, R.; Winter, R.: Data Warehousing Strategie, Berlin 2000.
- Bauer 2003** Bauer, A.: Datenallokation und Anfrageoptimierung in verteilten, föderierten Data-Warehouse-Systemen, Erlangen-Nürnberg 2003.
- Bauer/Günzel 2004** Bauer, A., Günzel, H.: Data Warehouse Systeme - Architektur, Entwicklung, Anwendung -, Heidelberg 2004.
- Bauer/Winterkamp  
1996** Bauer, S.; Winterkamp, T.: Relationales OLAP versus Mehrdimensionale Datenbanken, in: Hannig, U.: Data Warehouse und Managementinformationssysteme, Stuttgart 1996.
- Beats 2005** Beats, W.: Knowledge Management and Management Learning - Extending the Horizons of Knowledge-Based Management, New York 2005.
- Becker 2001** Becker, J.: Strategisches Vertriebscontrolling - Customer Relationship Marketing und Data-Mining -, München 2001.
- Beckmann/Chameni  
2006** Beckmann, F.; Chameni, P.: Verfahren des Data-Mining, in: Chameni, P.; Gluchowski, P.: Analytische Informationssysteme - Business-Intelligence-Technologien und -Anwendungen -, Berlin 2006.
- Behme/Muksch 2001** Behme, W.; Muksch, H.: Anwendungsgebiete einer Data-Warehouse-gestützten Informationsversorgung, in: Data-Warehouse-gestützte Anwendungen - Theorie und Praxiserfahrungen -, Wiesbaden 2001.
- Bensberg/Dewanto/  
Klein/Manthey 1999** Bensberg, F.; Dewanto, L.; Klein, M.; Manthey, V.: Schnorcheln in der Datenflut - Data-Mining-Tools: Datenanalyse und -auswertung, in: Der Entwickler, November/Dezember 1999.
- Berendt/Hotho/  
Mladnic/Someren/  
Spiliopoulou/Stumme  
2004** Berendt, B.; Hotho, A.; Mladnic, D.; Someren, M.; Spiliopoulou, M.; Stumme, G.: Web Mining: From Web to Semantic Web, New York 2004.
- Berry/Linoff 2000** Berry, M.J.A.; Linoff, G.S.: Mastering Data-Mining - The Art and Science of Customer Relationship Management -, New York 2000.
- Berry/Linoff 2004** Berry, M.J.A.; Linoff, G.S.: Data-Mining techniques for marketing, sales and customer support, Indianapolis 2004.

- Berthold/Hand 2003** Berthold, M.; Hand, D.J.: Intelligent Data Analysis, New York 2003.
- Bissantz 1996** Bissantz, N.: Clusmin - Ein Beitrag zur Analyse von Daten des Ergebniscontrollings mit Datenmustererkennung (Data-Mining) -, Erlangen 1996.
- Blache/Jamiani/  
Frühling/Kraus 2005** Blache, R.; Jamiani, E.; Frühling, J.M.; Kraus, H.M.: Aktives Kundenbeziehungsmanagement der Deutschen Bank, in: Bruhn, M.; Homburg, C.: Handbuch Kundenbindungsmanagement - Strategien und Instrumente für ein erfolgreiches CRM -, Wiesbaden 2005.
- Blanchard/Guillet/  
Briand 2003** Blanchard, J.; Guillet, F.; Briand, H.: Exploratory Visualization for Association Rule Rummaging, in: Proceedings of the 4th International Workshop on Multimedia Data-Mining (MDM/KDD 2003) in conjunction with KDD 2003, Washington DC 2003.
- Bliemel/Eggert 1998** Bliemel, F.W.; Eggert, A.: Kundenbindung - die neue Sollstrategie? -, in: Marketing ZFP, Nr. 1.
- Bodendorf 2003** Bodendorf, F.: Daten- und Wissensmanagement, Berlin 2003.
- Bohling/Bowman/  
LaValle/Mittal/  
Narayandas/Ramani/  
Varadarajan 2006** Bohling, T.; Bowman, D.; LaValle, S.; Mittal, V.; Narayandas, D.; Ramini, G.; Varadarajan, R.: CRM Implementation: Effectiveness Issues and Insights, in: Journal of Service Research, Volume 9, No. 2, November 2006.
- Bonne/Arminge 2001** Bonne, T.; Arminge, G.: Diskriminanzanalyse, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M.; Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Borgelt/Kruse 1997** Borgelt, C.; Kruse, R.: Attributsauswahlmaße für die Induktion von Entscheidungsbäumen: Ein Überblick, in: Nakhaeizadeh, G.: Data-Mining - Theoretische Aspekte und Anwendungen -, Heidelberg 1997.
- Borzo 2005** Borzo, J.: Business 2010 - Embracing the challenge of change -, A report from the Economist Intelligence Unit sponsored by SAP, in: Economist Intelligence Unit, London 2005.
- Bose 2002** Bose, R.: Customer Relationship Management: Key Components for IT Success, in: Industrial Management & Data Systems 2, 2002.
- Bozdogan 2003** Bozdogan, H.: Statistical Data-Mining and Knowledge Discovery, Boca Raton 2003.
- Brasch/Köder/  
Rapp 2007** Brasch, C.-M.; Köder, R.; Rapp, R.: Praxishandbuch Kundenmanagement - Grundlagen, Fallbeispiele, Checklisten nach dem Ultima-Ansatz -, Weinheim 2007.
- Breitner/Lockemann/  
Schlösser 1997** Breitner, C.A., Lockemann, P.C., Schlösser, J.A.: Die Rolle der Informationsverwaltung im KDD-Prozess, in: Nakhaeizadeh, G.: Data-Mining - Theoretische Aspekte und Anwendungen -, Heidelberg 1997.
- Breitschuh 2001** Breitschuh, J.: Versandhandelsmarketing - Aspekte erfolgreicher Neukundengewinnung -, München 2001.

- Brezina 2001** Brezina, R.: Analytisches Customer Relationship Management - Entscheidungsunterstützung in kundenorientierten Unternehmen -, in: Controlling, Heft 4/5, April/Mai 2001.
- Broda/Frey 2005** Broda, B.; Frey, J.: Data-Warehouse-gestützte Werttreiberanalyse, in: Controlling, Heft 2, Februar 2005.
- Bruhn 2004** Bruhn, M.: Marketing - Grundlagen für Studium und Praxis -, Wiesbaden 2004.
- Bruhn 2006** Bruhn, M.: Das Konzept der kundenorientierten Unternehmensführung, in: Hinterhuber, H.H.; Matzler, K.: Kundenorientierte Unternehmensführung, Wiesbaden 2006.
- Bruhn 2007** Bruhn, M.: Kundenorientierung: Bausteine für ein exzellentes Customer Relationship Management (CRM), München 2007.
- Bruhn/Hadwich/Georgie 2005** Bruhn, M.; Hadwich, K.; Georgie, D.: Kundenwert als Steuerungsgröße des Kundenbindungsmanagement, in: Bruhn, M.; Homburg, C.: Handbuch Kundenbindungsmanagement - Strategien und Instrumente für ein erfolgreiches CRM -, Wiesbaden 2005.
- Buck-Emden 2002** Buck-Emden, R.: mySAP CRM - Geschäftserfolg mit dem neuen Kundenbeziehungsmanagement -, Bonn 2002.
- Buck-Emden/Zencke 2004** Buck-Emden, R.; Zencke, P.: mySAP CRM - Kundenbezogene Geschäftsprozesse mit SAP CRM 4.0 -, Bonn 2004.
- Busch/Seidenspinner/Unger 2007** Busch, R.; Seidenspinner, M.; Unger, F.: Marketing Communication Policies, Berlin 2007.
- Butscher/Müller 2006** Butscher, S.A.; Müller, L.R.: Kundenbindung durch Kundenclubs, in: Hinterhuber, H.H.; Matzler, K.: Kundenorientierte Unternehmensführung - Kundenorientierung, Kundenzufriedenheit, Kundenbindung -, Wiesbaden 2006
- Cabena/Choi/Kim/Otsuka/Reinschmidt / Saarenvirta 1999** Cabena, P.; Choi, H.; Kim, I.; Otsuka, S.; Reinschmidt, J.; Saarenvirta, G.: IBM Intelligent Miner for Data Application Guide, 1999.
- Cabena/Hadjinian/Stadler/Verhees/Zanasi 1998** Cabena, P.; Hadjinian, P.; Stadler, R.; Verhees, J.; Zanasi, A.: Discovering Data-Mining - From Concept to Implementation -, New Jersey 1998.
- Capelli/Mola 2004** Capelli, C.; Mola, F.: The STP Procedure as Overfitting Avoidance Tool in Classification Trees, in: Bock, H.H.; Chiodi, M.; Mineo, A.: Advances in Multivariate Data Analysis, New York 2004.
- Capgemini 2006** Capgemini: Studie IT-Trends 2006 - Unterschiedliche Signale: konsequent sparen -, gezielt investieren, Berlin 2006.
- Chamoni 2001** Chamoni, P.: On-Line Analytical Processing (OLAP), in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M.; Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Chamoni/Budde 1997** Chamoni, P.; Budde, C.: Methoden und Verfahren des Data-Mining, Duisburg 1997.

- Chamoni/Gluchowski 2000** Chamoni, P., Gluchowski, P.: On-Line Analytical Processing, in: Muksch, H.; Behme, W.: Das Data-Warehouse-Konzept, Wiesbaden 2000.
- Chamoni/Gluchowski 2006** Chamoni, P.; Gluchowski, P.: Analytische Informationssysteme - Einordnung und Überblick -, in: Chamoni, P.; Gluchowski, P.: Analytische Informationssysteme - Business-Intelligence-Technologien und -Anwendungen -, Berlin 2006.
- Chamoni/Gluchowski 2004** Chamoni, P.; Gluchowski, P.: Integrationstrends bei Business-Intelligence-Systemen - Empirische Untersuchung auf Basis des Business Intelligence Maturity Model -, in: Wirtschaftsinformatik 46, Nr. 2, 2004.
- Cios/Kurgan 2005** Cios, K.J.; Kurgan, L.A.: Trends in Data-Mining and Knowledge Discovery, in: Pal, N.R.; Jain, L.: Advanced Techniques in Data-Mining and Knowledge Discovery, London 2005.
- Clausen 1998** Clausen, N.: OLAP - Multidimensionale Datenbanken, Produkte, Markt, Funktionsweisen und Implementierung -, Bonn 1998.
- Cohen/Seabolt/Thompson/Williams 1998** Cohen, B.L.; Seabolt, J.D.; Thompson, R.W.; Williams, J.S.: A SAS Institute Product Overview: Enterprise Miner Software, 1998.
- Cornelsen 2000** Cornelsen, J.: Kundenwertanalysen im Beziehungsmarketing, Nürnberg 2000.
- Dasu/Johnson 2003** Dasu, T.; Johnson, T.: Exploratory Data-Mining and Data Cleaning, New Jersey 2003.
- Davies/Gilbert/Swartz 2005** Davies, T.; Gilbert, B.; Swartz, J.: „Competitive Responsiveness“, in: Kuhlin, B.; Thielmann, H.: Real-Time Enterprise in der Praxis, Berlin 2005.
- Decker/Temme 2001** Decker, R.; Temme, T.: CHAID als Instrument der Werbemittelgestaltung und Zielgruppenbestimmung im Marketing, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M.; Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Dichsle 2005** Dichsle, P.: Reklamationen - Geschenke der Kunden -, Künzel, H.: Handbuch Kundenzufriedenheit - Strategie und Umsetzung in der Praxis -, Berlin 2005.
- Dick/Basu 1994** Dick, A.S.; Basu, K.: Customer Loyalty: Toward an Integrated Conceptual Framework, in: Journal of the Academy of Marketing Science, Vol. 22, 1994.
- Diller 2003** Diller, H.: Entwicklungslinien und -perspektiven des Beziehungsmarketings - Eine Bestandsaufnahme -, in: Diller, H.: Beziehungsmarketing und CRM erfolgreich finalisieren, Nürnberg 2003.
- Dinter/Bucher 2006** Dinter, B.; Bucher, T.: Business Performance Management, in: Chamoni, P.; Gluchowski, P.: Analytische Informationssysteme - Business-Intelligence-Technologien und -Anwendungen -, Berlin 2006.
- Dostal/Jeckle/Melzer/Zengler 2005** Dostal, W.; Jeckle, M.; Melzer, I.; Zengler, B.: Service-orientierte Architekturen mit Web Services - Konzepte, Standards, Praxis -, München 2005.
- Dreyfus 2005** Dreyfus, F.: Neural Networks: An Overview, in: Dreyfus, G.: Neural Networks - Methodology and Applications -, New York 2005.

- Dsyché 2005** Dsyché, J.: Get your customer in focus, in: Intelligent Enterprise, 03.2005.
- Duda/Hart/Stork 2001** Duda, R.O.; Hart, P.E.; Stork, D.G.: Pattern Classification, New York 2001.
- Duffner/Henn 2001** Duffner, A.; Henn, H.: CRM - verstehen, nutzen, anwenden -, Würzburg 2001.
- Düsing 1998** Düsing, R.: Knowledge Discovery in Databases und Data-Mining, in: Chamoni, P.; Gluchowski, P.: Analytische Informationssysteme - Data Warehouse, On-Line Analytical Processing -, Berlin 1998.
- Eberhardt 2005** Eberhardt, S.: Kundenperspektive im Value-based Management, in: Künzel, H.: Handbuch Kundenzufriedenheit - Strategie und Umsetzung in der Praxis -, Berlin 2005.
- Echerson 2006** Echerson, W.W.: Performance Management, in: Intelligent Enterprise, 02.2006.
- Eckstein 2006** Eckstein, P.P.: Angewandte Statistik mit SPSS - Praktische Einführung für Wirtschaftswissenschaftler - Wiesbaden 2006.
- Egger 2004** Egger, N.: Praxishandbuch SAP BW 3.1, Bonn 2004.
- Egger/Fiechter/  
Kramer/Sawicki/  
Straub/Weber 2006** Egger, N.; Fiechter, J.-M.; Kramer, S.; Sawicki, R.P.; Straub, P.; Weber, S.: SAP Business Intelligence, Bonn 2006.
- Egger/Fiechter/Rohlf  
2005** Egger, N.; Fiechter, J.M.; Rohlf, J.: SAP BW Datenmodellierung, Bonn 2005.
- Egger/Fiechter/Rohlf/  
Rose/Schrüffer 2005** Egger, N.; Fiechter, J.M.; Rohlf, J.; Rose, J.; Schrüffer, O.: SAP BW Reporting und Analyse, Bonn 2005.
- Eggert 2001** Eggert, A.: Die zwei Perspektiven des Kundenwerts: Darstellung und Versuch einer Integration, in: Günter, B.; Helm, S.: Kundenwert – Grundlagen - Innovative Konzepte - Praktische Umsetzungen -, Wiesbaden 2001.
- Ehrmann 1995** Ehrmann, H.: Marketing-Controlling, Kiehl 1995.
- El Himer/Klem/Mock  
2001** El Himer, K.; Klem, C.; Mock, P.: Marketing Intelligence - Lösungen für Kunden- und Kampagnenmanagement -, Bonn 2001.
- English 1999** English, L.P.: Improving Data Warehouse and Business Information Quality - Methods for Reducing Costs and Increasing Profits -, New York 1999.
- Ester/Sander 2000** Ester, M.; Sander, J.: Knowledge Discovery in Databases - Techniken und Anwendungen -, Berlin 2000.
- Eyrich 2005** Eyrich, S.: Kundenbindung im Internet, in: Künzel, H.: Handbuch Kundenzufriedenheit - Strategie und Umsetzung in der Praxis -, Berlin 2005.
- Fahrmeir/Künstler/  
Pigeot/Tutz 2007** Fahrmeir, L.; Künstler, R.; Pigeot, I.; Tutz, G.: Statistik - Der Weg zur Datenanalyse -, Berlin 2007.



- Fassot 2004** Fassot, G.: Besonderheiten von Kundenbeziehungen im Internet, in: Hippner, H.; Wilde, K.D.; Grundlagen des CRM - Konzepte und Gestaltung -, Wiesbaden 2004.
- Fayyad 1996** Fayyad, U.: From Data-Mining to Knowledge Discovery, AI Magazine, Fall 1996.
- Fayyad/Piatetsky-Shapiro/Smyth 1996** Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., Smyth, P.: From Data-Mining to Knowledge Discovery, in: AI Magazine, Vol. 17 No. 3, 1996.
- Ferstl/Sinz 1994** Ferstl, O.K.; Sinz, E.J.: Grundlagen der Wirtschaftsinformatik - Band 1, München/Wien 1994.
- Förster/Kreuz 2002** Förster, A.; Kreuz, P.: Offensives Marketing im E-Business - Loyale Kunden gewinnen - CRM-Potenziale nutzen, Berlin 2002.
- Förster/Kreuz 2006** Förster, A.; Kreuz, P.: Marketing-Trends - Innovative Konzepte für ihren Markterfolg, Wiesbaden 2006.
- Freitas 2002** Freitas, A.A.: Data-Mining and Knowledge Discovery with Evolutionary Algorithms, New York 2002.
- Fröschle 2001** Fröschle, H.P.: CRM-Unterstützungspotenziale, in: HMD 221, 2001.
- Gedes 2005** Gedes, J.: Kundenbindung durch Dialogmarketing, in: Bruhn, M.; Homburg, C.: Handbuch Kundenbindungsmanagement - Strategien und Instrumente für ein erfolgreiches CRM -, Wiesbaden 2005.
- Gehra 2005** Gehra, B.: Früherkennung mit Business-Intelligence-Technologien - Anwendung und Wirtschaftlichkeit der Nutzung operativer Datenbestände -, Wiesbaden 2005.
- Gehra/Gentsch/Hess 2005** Gehra, B.; Gentsch, P.; Hess, T.: Business Intelligence for the Maßes – Datenaufbereitung und Datenanalyse für den Controller im Wandel, in: Controlling & Management, 45 Jg., H. 3, 2005.
- Geib/Kolbe/Brenner 2005** Geib, M.; Kolbe, L.M.; Brenner, W.: Customer Relationship Management in Business Networks: Lessons from the Financial Service Industry in Germany and Switzerland, in: MIS Quarterly Executive, Vol. 4, No. 1, Minnesota 2005.
- Geisler 2006** Geisler, F.: Datenbanken - Grundlagen und Design -, Heidelberg 2006.
- Georgi 2005** Georgi, D.: Kundenbindungsmanagement im Kundenlebenszyklus, in: Bruhn, M.; Homburg, C.: Handbuch Kundenbindungsmanagement - Strategien und Instrumente für ein erfolgreiches CRM -, Wiesbaden 2005.
- Gerard/Grether 2004** Gerard, P.; Grether, M.: Kundenwertmanagement in Handelsunternehmen, in: Wirtz, B.W.; Göttgens, O.: Integriertes Marken- und Kundenwertmanagement - Strategien, Konzepte und Best Practices -, Wiesbaden 2004.
- Gerecke 2001** Gerecke, U.: Customer Relationship Management - Strategische Ausrichtung des CRM unter IT-Gesichtspunkten -, in: Controlling, Heft 4/5, April/Mai 2001.
- Gierl/Kurbel 1997** Gierl, H.; Kurbel, T.M.: Möglichkeiten zur Ermittlung des Kundenwertes, in: Link, J.; Brändli, D.; Schleuning, C.; Kehl, R.E.: Handbuch des Database Marketing, Ettligen 1997.

- Gierl/Schwanenberg 2001** Gierl, H.; Schwanenberg, S.: Clusteranalyse mittels SOFM, in: Marketing ZFP, Heft 2, 2. Quartal 2001.
- Gimbel/Klein/Lockemann 2004** Gimbel, M.; Klein, M.; Lockemann, P.C.: Interactivity, Scalability and Resource Control for Efficient KDD Support in DBMS, in: Meo, R.; Lanzi, P.L.; Klemettinen, M.: Database Support for Data-Mining Applications - Discovery Knowledge with Inductive Queries -, New York 2004.
- Giovinazzo 2000** Giovinazzo, W.A.: Object-Oriented Data Warehouse Design - Building a Star Schema -, New Jersey 2000.
- Giudici 2003** Giudici, P.: Applied Data-Mining - Statistical Methods for Business and Industry -, Chichester 2003.
- Gleich/Hofmann/Leyk 2006** Gleich, R.; Hofmann, S.; Leyk, J.: Planungs- und Budgetierungsinstrumente - Innovative Ansätze und Best-Practise für den Managementprozess -, Freiburg 2006.
- Gluchowski/Gabriel/Dittmar 2008** Gluchowski, P.; Gabriel, R.; Dittmar, C.: Management Support Systeme und Business Intelligence - Computergestützte Informationssysteme für Fach- und Führungskräfte -, Berlin 2008.
- Goeken 2006** Goeken, M.: Entwicklung von Data-Warehouse-Systemen - Anforderungsmanagement, Modellierung, Implementierung -, Wiesbaden 2006.
- Gossens 2000** Gossens, T.: Nutzungsbasierte Kundensegmentierung, in: Alpar, P.; Niedereichholz, J.: Data-Mining im praktischen Einsatz, Braunschweig/Wiesbaden 2000.
- Gouthier 2004** Gouthier, M.H.J.: Neukundenmanagement, in: Hippner, H.; Wilde, K.D.: Grundlagen des CRM - Konzepte und Gestaltung -, Wiesbaden 2004.
- Grabmeier 2001** Grabmeier, J.: Segmentierende und clusterbildende Methoden, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M., Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Grabner-Kräuter/Schwarz-Musch 2006** Grabner-Kräuter, S.; Schwarz-Musch, A.: CRM - Grundlagen und Erfolgsfaktoren -, in: Hinterhuber, H.H.; Matzler, K.: Kundenorientierte Unternehmensführung - Kundenorientierung, Kundenzufriedenheit, Kundenbindung -, Wiesbaden 2006.
- Grimes 2004** Grimes, S.: Data-Mining for the Masses, in: Intelligent Enterprise, 12.2004.
- Grimmer/Mucher 1997** Grimmer, U.; Mucher, H.-J.: Datensegmentierung mittels Clusteranalyse, in: Nakhaeizadeh, G.: Data-Mining - Theoretische Aspekte und Anwendungen -, Heidelberg 1997.
- Gronover/Riempp 2001** Gronover, S.; Riempp, G.: Kundenorientiertes Multi-Channel-Management - Konzepte und Techniken zur Einführung -, St. Gallen 2001.
- Grothe/Gentsch 2000** Grothe, M.; Gentsch, P.: Business Intelligence - Aus Wettbewerbsvorteile gewinnen -, München 2000.
- Günter 2001** Günter, B.: Kundenwert - mehr als nur Erlös -, in: Günter, B.; Helm, S.: Kundenwert - Grundlagen, Innovative Konzepte, Praktische Umsetzungen -, Wiesbaden 2001.

- Günther 2004** Günther, K.: Werkzeuge zur Realisierung des Business Intelligence, Norderstedt 2004.
- Haas 2004** Haas, A.: Interessentenmanagement, in: Hippner, H.; Wilde, K.D.: Grundlagen des CRM - Konzepte und Gestaltung -, Wiesbaden 2004.
- Hahne 1998** Hahne, M.: Logische Datenmodellierung für das Data Warehouse – Bestandteile und Varianten des Starschemas, in: Chamoni, P.; Gluchowski, P.: Analytische Informationssysteme - Data Warehouse , On-Line Analytical Processing, Data-Mining -, Berlin 1998.
- Hand/Mannila/Smyth 2001** Hand, D.; Mannila, H.; Smyth, P.: Principles of Data-Mining, London 2001.
- Hansen/Neumann 2005** Hansen, R., Neumann, G.: Wirtschaftsinformatik 1 - Grundlagen und Anwendungen, Stuttgart 2005.
- Hashmi 2004** Hashmi, N.: Embedded BI, in: Intelligent Enterprise, 01.2004.
- Hellmich 1997** Hellmich, R.: Einführung in intelligente Softwaretechniken, München 1997.
- Helm/Günter 2001** Helm, S.; Günter, B.: Kundenwert - eine Einführung in die theoretischen und praktischen Herausforderungen der Bewertung von Kundenbeziehungen -, in: Günter, B.; Helm, S.: Kundenwert - Grundlagen, Innovative Konzepte, Praktische Umsetzungen -, Wiesbaden 2001.
- Henschen 2005** Henschen, D.: Content and CRM - Completing the Picture -, in: Intelligent Enterprise, 03.2005.
- Hermanns/Thurm 2000** Hermanns, A.; Thurm, M.: Customer Relationship Marketing - Die Wiederentdeckung des Kunden im Marketing -, in: Controlling, Heft 10, Oktober 2000.
- Hettich/Hippner 2001** Hettich, S.; Hippner, H.: Assoziationsanalyse, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M., Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Hippner 2006** Hippner, H.: CRM - Grundlagen, Ziele und Konzepte -, in: Hippner, H.; Wilde, K.D.: Grundlagen des CRM - Konzepte und Gestaltung -, Wiesbaden 2006.
- Hippner/Hoffmann/Wilde 2005** Hippner, H.; Hoffmann, O.; Wilde, K.D.: Integriertes Customer Relationship Management am Beispiel von mySAP CRM, in: Wirtschaftswissenschaftliches Studium, 34. Jg., Nr. 8-9, 2005.
- Hippner/Küsters/Meyer/Wilde 2001** Hippner, H.; Küsters, U.; Meyer, M.; Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing - Knowledge Discovery in Marketing Databases -, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Hippner/Leber/Wilde 2004** Hippner, H.; Leber, M.; Wilde, K.D.: Kundeninformationen als Basis des CRM, in: IT-Systeme im CRM - Aufbau und Potenziale -, Wiesbaden 2004.
- Hippner/Rentzmann/Wilde 2004** Hippner, H.; Rentzmann, R.; Wilde, K.D.: Aufbau und Funktionalitäten von CRM-Systemen, in: IT-Systeme im CRM - Aufbau und Potenziale -, Wiesbaden 2004.
- Hippner/Rupp 2001** Hippner, H.; Rupp, A.: Kreditwürdigkeitsprüfung im Versandhandel, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M.; Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.

- Hippner/Wilde 2001** Hippner, H.; Wilde K.D.: Der Prozess des Data-Mining im Marketing, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M., Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Hippner/Wilde 2003a** Hippner, H.; Wilde, K.D.: CRM - Ein Überblick -, in: Helmke, S.; Uebel, M.F.; Dangelmaier, W.: Effektives Customer Relationship Management - Instrumente, Einführungskonzepte, Organisation -, Wiesbaden 2003.
- Hippner/Wilde 2003b** Hippner, H.; Wilde, K.D.: Data-Mining im CRM, in: Helmke, S.; Dangelmaier, W.: Effektives Customer Relationship Management - Instrumente, Einführungskonzepte, Organisation -, Wiesbaden 2003.
- Hippner/Wilde 2005** Hippner, H.; Wilde, K.D.: Informationstechnologische Grundlagen der Kundenbindung, in: Bruhn, M.; Homburg, C.: Handbuch Kundenbindungsmanagement - Strategien und Instrumente für ein erfolgreiches CRM -, Wiesbaden 2005.
- Holland 1999** Holland, H.: Die Marktsegmentierung: in: Pepels, W.: Moderne Marktforschungspraxis - Handbuch für mittelständische Unternehmen -, Neuwied 1999.
- Holland 2001** Holland, H.: Customer Relationship Management - ein neuer Marketing-Ansatz -, in: Holland, H.; Huldi, C.; Kuhfuß, H.; Nitsche, M.: CRM im Direktmarketing - Kunden gewinnen durch interaktive Prozesse -, Wiesbaden 2001.
- Holthuis 2001** Holthuis, J.: Der Aufbau von Data-Warehouse-Systemen: Konzeption - Datenmodellierung - Vorgehen, Wiesbaden 2001.
- Homburg/Bruhn 2005** Homburg, C., Bruhn, M.: Kundenbindungsmanagement - Eine Einführung in die theoretischen und praktischen Problemstellungen -, in: Bruhn, M.; Homburg, C.: Handbuch Kundenbindungsmanagement - Grundlagen, Konzepte, Erfahrungen -, Wiesbaden 2005.
- Homburg/Faßnacht/Werner 2005** Homburg, C.; Faßnacht, M.; Werner, H.: Operationalisierung von Kundenzufriedenheit und Kundenbindung, in: Bruhn, M.; Homburg, C.: Handbuch Kundenbindungsmanagement - Grundlagen, Konzepte, Erfahrungen -, Wiesbaden 2005.
- Homburg/Giering/Hentschel 2005** Homburg, C.; Giering, A.; Hentschel, F.: Der Zusammenhang zwischen Kundenzufriedenheit und Kundenbindung, in: Bruhn, M.; Homburg, C.: Handbuch Kundenbindungsmanagement - Grundlagen, Konzepte, Erfahrungen -, Wiesbaden 2005.
- Homburg/Krohmer 2006** Homburg, C.; Krohmer, H.: Marketingmanagement - Strategie, Instrumente, Umsetzung, Unternehmensführung -, Wiesbaden 2006.
- Homburg/Sieben 2005** Homburg, C.; Sieben, F.G.: Customer Relationship Management (CRM) - Strategische Ausrichtung statt IT-getriebenen Aktivismus -, in: Handbuch Kundenbindungsmanagement - Strategien und Instrumente für ein erfolgreiches CRM -, Wiesbaden 2005.
- Homburg/Werner 1998** Homburg, C.; Werner, H.: Kundenorientierung mit System - Mit Customer Orientation Management zu profitablen Wachstum -, Frankfurt 1998.
- Horvath 2006** Horvath, P.: Controlling, München 2006.
- Howson 2006** Howson, C.: Seven pillars of BI success, in: Intelligent Enterprise, 09.2006.

- Iivarinen 1992** Iivarinen, J.: Visualizing the Clusters on the Self-Organizing Map, in: Carlsson, C.; Järvi, T.; Reponen, T.: Multiple Paradigms for Artificial Intelligence, 1992.
- Inmon 1996** Inmon, W.H.: Building the Data Warehouse, New York 1996.
- Inmon 1999** Inmon, W.H.: Building the Operational Data Store, John Wiley & Sons, 1999.
- Jammeregg/Kischka 2001** Jammeregg, W.; Kischka, P.: Kundenorientierte Prozessverbesserungen - Konzepte und Fallstudien -, Berlin 2001.
- Jendrosch 2001** Jendrosch, T.: Kundenzentrierte Unternehmensführung - Modelle, Methoden, Maßnahmen -, München 2001.
- Kaapke/Hudetz 2001** Kaapke, A.; Hudetz, K.: Der Einsatz des Kano-Modells zur Ermittlung von Indikatoren der Kundenzufriedenheit - dargestellt am Beispiel der Anforderungen der Senioren an Reisebüros -, in: Müller-Hagedorn, L.: Kundenbindung im Handel, Frankfurt 2001.
- Kaiser 2006** Kaiser, M.-O.: Kundenzufriedenheit kompakt - Leitfaden für dauerhafte Wettbewerbsvorteile -, Berlin 2006.
- Kantsperger 2004** Kantsperger, R.: Modifikation von Kundenverhalten als Kernaufgabe des CRM, in: Hippner, H.; Wilde, K.D.; Grundlagen des CRM - Konzepte und Gestaltung -, Wiesbaden 2004.
- Karagiannis/Telesko 2001** Karagiannis, D.; Telesko, R.: Wissensmanagement - Konzepte der Künstlichen Intelligenz und des Softcomputing -, München 2001.
- Karakostas/Kardaras/Papathanassiou 2005** Karakostas, B.; Kardaras, D.; Papathanassiou, E.: The state of CRM adoption by financial services in the UK: an empirical investigation, in: Information & Management 42, 2005.
- Karg 2001** Karg, M.: Kundenakquisition als Kernaufgabe im Marketing, Scheßlitz 2001.
- Kauderer/Nakhaeizadeh 1997** Kauderer, H.; Nakhaeizadeh, G.: Skalierung als alternative Datentransformation und deren Auswirkungen auf die Leistungsfähigkeit von Supervised Learning Algorithmen, in: Nakhaeizadeh, G.: Data-Mining - Theoretische Aspekte und Anwendungen -, Heidelberg 1997.
- Kehl 2000** Kehl, R.E.: Controlling mit Database Marketing - Effizienzmessung absatzpolitischer Instrumente -, Ettlingen 2000.
- Kehl 2001** Kehl, R.E.: Customer Lifetime Value und Churn Management im Kundenbeziehungsmanagement, in: Controlling, Heft 4/5, April/Mai 2001.
- Kemper/Finger 2006** Kemper, G.; Finger, R.: Transformation operativer Daten - Konzeptionelle Überlegungen zur Filterung, Harmonisierung, Aggregation und Anreicherung im Data Warehouse -, in: Chamoni, P.; Gluchowski, P.: Analytische Informationssysteme - Business-Intelligence-Technologien und -Anwendungen -, Berlin 2006.
- Kemper/Mehanna/Unger 2006** Kemper H.G.; Mehanna, W.; Unger, C.: Business Intelligence - Grundlagen und praktische Anwendungen - Eine Einführung in die IT-basierte Managementunterstützung, Wiesbaden 2006.

- Kenning 2002** Kenning, P.: Aufbau langfristiger Kundenbeziehungen im Handel, in: Customer Relationship Management im Handel - Strategien, Konzepte, Erfahrungen -, Berlin 2002.
- Kießwetter/Valkamp 2007** Kießwetter, M.; Valkamp, D.: Data-Mining in SAP Net Weaver BI, Bonn 2007.
- Kimball 1996** Kimball, R.: The Data Warehouse Toolkit: Practical techniques for building Dimensional Data Warehouses, New York 1996.
- Kimball/Caserta 2004** Kimball, R.; Caserta, J.: The Data Warehouse ETL Toolkit - Practical Techniques for Extracting, Cleaning, Conforming, and Dilivering Data -, New York 2004.
- Kimball/Inmon 1996** Kimball, R.; Inmon, W.H.: The Data Warehouse Toolkit - Practical Techniques for Building Dimensional Data Warehouse -, New York 1996.
- Kirchner 1998** Kirchner, J.: OLAP – oder: den Puls von Geschäftsprozessen messen, in: Martin, W.: Data Warehousing; OLAP; Data-Mining, Bonn 1998.
- Kirchner 2005** Kirchner, J.: Die Bedeutung der Kundenzufriedenheit für den Neukundenwert, in: Künzel, H.: Handbuch Kundenzufriedenheit - Strategie und Umsetzung in der Praxis -, Berlin 2005.
- Knöll/Schulz-Sacharow/Zimpel 2006** Knöll, H.-D.; Schulz-Sacharow, C.; Zimpel, M.: Unternehmensführung mit SAP BI, Wiesbaden 2006.
- Köhler 2005** Köhler, R.: Kundenorientiertes Rechnungswesen als Voraussetzung des Kundenbindungsmanagements, in: Bruhn, M.; Homburg, C.: Handbuch Kundenbindungsmanagement - Grundlagen, Konzepte, Erfahrungen -, Wiesbaden 2005.
- Kohonen 1997** Kohonen, T.: Self-Organizing Maps, Berlin 1997.
- Korb 2000** Korb, R.: Völlig neue Verkaufschancen. One-to-One-Marketing, in: CRM Report - Das salesprofi-Special für CAS und CRM -, 2. Jg., Ausgabe 2000.
- Kotler/Armstrong/Saunders/Wong 2007** Kotler, P.; Armstrong, G.; Saunders, J.; Wong, V.: Grundlagen des Marketing, München 2007.
- Kotler/Keller/Bliemel 2007** Kotler, P.; Keller, K.L.; Bliemel, F.: Marketing-Management - Strategien für wert-schaffendes Handeln -, München 2007.
- Krahl/Windheuser/Zick 1998** Krahl, D.; Windheuser, U.; Zick, F.-K.: Data-Mining, Bonn 1998.
- Kuhl/Stöber 2001** Kuhl, M.; Stöber, O.: Data Warehousing und Customer Relationship Management als Grundlagen des wertorientierten Kundenmanagements, in: Günter, B.; Helm, S.: Kundenwert - Grundlagen - Innovative Konzepte: Praktische Umsetzungen, Wiesbaden 2001.
- Küppers 1999** Küppers, B.: Data-Mining in der Praxis - Ein Ansatz zur Nutzung der Potenziale von Data-Mining im betrieblichen Umfeld -, Frankfurt 1999.
- Kurz 1998** Kurz, A.: Neue Wege der Datenanalyse mittels neuartigen Knowledge Discovery- und Data-Mining-Methoden, in: Martin, W.: Data Warehousing, OLAP, Data-Mining, Bonn 1998.

- Küsters 2001** Küsters, U.: Data-Mining Methoden: Einordnung und Überblick, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M.; Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Küsters/Bell 2001** Küsters, U.; Bell, M.: Zeitreihenanalyse und Prognoseverfahren: Ein methodischer Überblick über klassische Ansätze, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M., Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Lackes 1995** Lackes, R.: Datenbankgestütztes Kosten- und Erfolgs-Controlling bei intensiver Variantenfertigung, in: Reichmann, T.: Handbuch Kosten- und Erfolgs-Controlling, München 1995.
- Lackes/Mack 2000** Lackes, R.; Mack, D.: Neuronale Netze in der Unternehmensplanung - Grundlagen, Entscheidungsunterstützung, Projektierung -, München 2000.
- Lackes/Mack/Tillmanns 1998** Lackes, R.; Mack, D.; Tillmanns, C.: Data-Mining in der Marktforschung, in: Hippner, H.; Meyer, M.; Wilde, K.D.: Computer Based Marketing - Das Handbuch zur Marketinginformatik -, Braunschweig/Wiesbaden 1998.
- Larose 2005** Larose, D. T.: Discovering Knowledge in Data - An Introduction to Data-Mining -, New Jersey 2005.
- Lasogga 2000** Lasogga, F.: Customer Relationship Management - Durch Beziehung punkten -, Solingen 2000.
- Lehner 2003** Lehner, W.: Datenbanktechnologie für Data-Warehouse-Systeme - Konzepte und Methoden -, Heidelberg 2003.
- Liehr 2001** Liehr, T.: Data Matching bei Finanzdienstleistungen: Steigerung des Share of Wallet bei Top-Kunden, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M., Wilde, K.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Lilien/Rangaswamy 2002** Lilien, G.L.; Rangaswamy, A.: Marketing Engineering - Computer-Assisted Marketing Analysis and Planning -, New Jersey 2002.
- Lindstädt 2001** Lindstädt, B.: Mikrogeographisches Marketing als Grundlage des Kundenbindungsmanagement im Handel, in: Müller-Hagedorn, L.: Kundenbindung im Handel, Frankfurt 2001.
- Link 2001** Link, J.: Grundlagen und Perspektiven des Customer Relationship Management, in: Link, J.: Customer Relationship Management - Erfolgreiche Kundenbeziehungen durch integrierte Informationssysteme -, Berlin 2001.
- Link/Hildebrandt 1997** Link, J.; Hildebrandt, V.G.: Integration von Database Marketing und Computer Aided Selling, in: HMD 1993, 1997.
- Liu/Shih 2005** Liu, D.R.; Shih, Y.Y.: Integrating AHP and Data-Mining for product recommendation based on customer lifetime value, in: Information & Management 42, 2005.
- Löbler/Petersohn 2001** Löbler, H.; Petersohn, H.: Kundensegmentierung im Automobilhandel zur Verbesserung der Marktbearbeitung, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M.; Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.

- Löffler/Scherfke 2000** Löffler, H.; Scherfke, A.: Praxishandbuch Direktmarketing - Instrumente, Ausföhrung und neue Konzepte -, Berlin 2000.
- Lossau 1998** Lossau, S.: Der digitale Weg zum Kunden, Diebold Management Report, Nr. 8/9, 1998.
- Lusti 1999** Lusti, M.: Data Warehousing und Data-Mining - Eine Einföhrung in unterstützende Systeme -, Berlin 1999.
- Marques de Sá 2001** Marques de Sá, J.P.: Pattern Recognition - Concepts, Methods and Applications -, New York 2001.
- Martin 1998** Martin, W.: Der Data-Mining-Prozess, in: Martin, W.: Data Warehousing - Data-Mining - OLAP, Bonn 1998.
- Massa/Testa 2005** Massa, S.; Testa, S.: Data-Warehouse-in-practice: exploring the function of expectations in organizational outcomes, in Information & Management 42, 2005.
- Mayer/Bensberg/Hukemann 2001** Mayer, R.; Bensberg, F.; Hukemann, A.: Web Log Mining als Controlling-Instrument für Online-Shops, in: Controlling, Heft 3, März 2001.
- Meffert 2000** Meffert, H.: Kundenbindung als Element moderner Wettbewerbsstrategien, in: Bruhn, M.; Homburg, C.: Handbuch Kundenbindungsmanagement - Grundlagen, Konzepte, Erfahrungen -, Wiesbaden 2000.
- Mehrotra/Mohan/Ranka 1997** Mehrotra, K.; Mohan, C.K.; Ranka, S.: Elements of Artificial Neural Networks, 1997.
- Mehrwald 2005** Mehrwald, C.: Business Information Warehouse 3.5 - Architektur, Konzeption, Implementierung -, Heidelberg 2005.
- Mehrwald 2007** Mehrwald, C.: Datawarehousing mit SAP BW 7 - Architektur, Konzeption, Implementierung -, Heidelberg 2007.
- Meyer/Shaffu 2007** Meyer, M.; Shaffu, N.: Customer Lifetime Value mit oder ohne indirekte Werttreiber - Die empirische Relevanz des Referenzwertes im Mobilfunkmarkt -, in: Controlling, Heft 1, 2007.
- Meyer/Weingärtner/Döring 2001** Meyer, M.; Weingärtner, S.; Döring, S.: Kundenmanagement in der Network Economy - Business Intelligence mit CRM und eCRM -, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Michalski 2004** Michalski, S.: Kündigungspräventionsmanagement, in: Hippner, H.; Wilde, K.D.: Grundlagen des CRM - Konzepte und Gestaltung -, Wiesbaden 2004.
- Mossmayer/Gronover/Riempp 2001** Moosmayer, D.; Gronover, S.; Riempp, G.: Vorgehensmodell zur CRM-Einföhrung, in: HMD 221, 2001.
- Möller 1998** Möller, J.: Datenbeschaffung für das Data Warehouse, in: Chamoni, P.; Gluchowski, P.: Analytische Informationssysteme - Data Warehouse , On-Line Analytical Processing, Data-Mining -, Berlin 1998.
- Möller 2000** Möller, J.: Transformation operativer Daten zur Nutzung im Data Warehouse, Wiesbaden 2000.



- Müller-Hagedorn 2001** Müller-Hagedorn, L.: Kundenbindung mit System, in: Müller-Hagedorn, L.: Kundenbindung im Handel, Frankfurt 2001.
- Multhaupt 2000** Multhaupt, M.: Data-Mining und Text Mining im strategischen Controlling, Aachen 2000.
- Munzer 2000** Munzer, I.: Mikrogeographische Marktsegmentierung im Database-Marketing von Versicherungsunternehmen, Nürnberg 2000.
- Musiol/Steinkamp 1998** Musiol, G.; Steinkamp, G.: CHAID: Ein Instrument der empirischen Marktforschung, in: Hippner, H.; Meyer, M.; Wilde, K.D.: Computer Based Marketing - Das Handbuch zur Marketinginformatik -, Braunschweig/Wiesbaden 1998.
- Muther 2002** Muther, A.: Customer Relationship Management - Electronic Customer Care in the New Economy -, New York 2002.
- Nadeau/Teorey 2002** Nadeau, T.P.; Teorey, T.J.: Achiving Scalability in OLAP Materialized View Selection, in: Theodoratos, D.: DOLAP 2002 - ACM Fifth International Workshop on Data Warehousing and OLAP, New York 2002.
- Nakhaeizadeh/ Reinartz/Wirth 1997** Nakhaeizadeh, G.; Reinartz, T.; Wirth, R.: Wissensentdeckung in Datenbanken und Data-Mining: Ein Überblick, in: Nakhaeizadeh, G.: Data-Mining - Theoretische Aspekte und Anwendungen -, Heidelberg 1997.
- Neckel/Knobloch 2005** Neckel, P.; Knobloch, P.: Customer Relationship Analytics - Praktische Anwendung des Data-Mining im CRM -, Heidelberg 2005.
- Neslin/Grewal/ Leghorn/Shankar/ Teerling/Thomas/ Verhoef 2006** Neslin, S.A.; Grewal, D.; Leghorn, R.; Shankar, V.; Teerling, M.L.; Thomas, J.S.; Verhoef, P.C.: Challenges and Opportunities in Multichannel Customer Management, in: Journal of Service Research, Vol. 9, No. 2, 11.2006.
- Neumann/Arndt/Sick 2005** Neumann, P.; Arndt, D.; Sick, B.: An Application of Evolutionary and Neural Data-Mining Techniques to Customer Relationship Management, in: Kantardzic, M.M.; Zurada, J.: Next Generation of Data-Mining Applications, New Jersey 2005.
- Newell 2000** Newell, F.: Loyalty.com - Customer Relationship Management in the New Era of Internet Marketing -, 2000.
- Nitsche 1998** Nitsche, M.: Micro-Marketing - Daten-Methoden-Praxis, Wien 1998.
- Nitsche 2001** Nitsche, M.: Einsatz des Customer Relationship Management in einer Bank, in: Holland, H.; Huldi, C.; Kuhfuß, H.; Nitsche, M.: CRM im Direktmarketing - Kunden gewinnen durch interaktive Prozesse -, Wiesbaden 2001.
- Nölken/Form 1999** Nölken, D.; Form, S.: Implikationen moderner Informations- und Kommunikationstechnologien für das Controlling am Beispiel des OLAP, in: Controlling, Heft 2, Februar 1999.
- o.V. 1998a** SAP America: Data Modeling with BW, 1998.
- o.V. 1998b** o.V.: Serie Augen (2): Fehlsichtigkeit und Brillen - Auswahl mit Augenmaß -, in: Stiftung Warentest, Heft 10, 1998.

- o.V. 2008** o.V.: Kernprobleme im Datenschutzrecht und Standesrecht der demoskopischen Umfrageforschung, elektronisch publiziert unter: <http://www.adm-ev.de>, abgerufen am 05.05.2008.
- Oberhofer/Zimmerer 1996** Oberhofer, W.; Zimmerer, T.: Wie Künstliche Neuronale Netze lernen: Ein Blick in die Black Box der Backpropagation Netzwerke, Regensburg 1996.
- Oehler 2000** Oehler, K.: OLAP: Grundlagen, Modellierung und betriebswirtschaftliche Lösung, München/Wien 2000.
- Oehler 2006** Oehler, K.: Unterstützung von Planung, Forecasting und Budgetierung durch IT-Systeme, in: Chamoni, P.; Gluchowski, P.: Analytische Informationssysteme - Business-Intelligence-Technologien und -Anwendungen -, Berlin 2006.
- Palloks 1999** Palloks, M.: Kundenorientiertes Vertriebsmanagement mit Kennzahlen, in: Reichmann, T.: 14. Deutscher Controlling Congress, Juni 1999.
- Pepels 1999** Pepels, W.: Lifestyle-Typologien, in: Pepels, W.: Moderne Marktforschungspraxis - Handbuch für mittelständische Unternehmen -, Neuwied 1999.
- Petersohn 1997** Petersohn, H.: Vergleich von multivariaten statistischen Analyseverfahren und künstlichen Neuronalen Netzen zur Klassifikation bei Entscheidungsproblemen in der Wirtschaft, Leipzig 1997.
- Petersohn 2004** Petersohn, H.: Data-Mining-Anwendungsarchitektur, in: Wirtschaftsinformatik 46, 2004.
- Piller 2001** Piller, F.T.: CRM durch Mass Customization - Wettbewerbsvorteile durch Mass Customization -, in: HMD 221, 2001.
- Poddig/Sidorovitch 2001** Poddig, T.; Sidorovitch, I.: Künstliche Neuronale Netze: Überblick, Einsatzmöglichkeiten und Anwendungsprobleme, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M.; Wilde, K.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Poe/Reeves 1997** Poe, V.; Reeves, L.: Aufbau eines Data Warehouse, München 1997.
- Polasek 1994** Polasek, W.: Explorative Datenanalyse, 1994.
- Preißner 2001** Preißner, A.: Marketing im E-Business - Online und Offline - der richtige Marketing-Mix, München 2001.
- Pruscha 2006** Pruscha, H.: Statistisches Methodenbuch - Verfahren, Fallstudien, Programmcodes -, Berlin 2006.
- Raden 2006** Raden, N.: 7th Annual Special Report - BI-Megatrends -, in: Intelligent Enterprise, 09.2006.
- Rapp 2005** Rapp, R.: Customer Relationship Management - Das Konzept zur Revolutionierung der Kundenbeziehungen -, Frankfurt/Main 2005.

- Reckenfelderbäumer/  
Welling 2001** Reckenfelderbäumer, M.; Welling, M.: Der Beitrag einer relativen Einzel- und Prozesskosten- und Deckungsbeitragsrechnung zur Ermittlung von Kundenwerten - konzeptionelle Überlegungen und Gestaltungsempfehlungen -, in: Günter, B.; Helm, S.: Kundenwert - Grundlagen, Innovative Konzepte, Praktische Umsetzungen -, Wiesbaden 2001.
- Rehkugler/  
Zimmermann 1994** Rehkugler, H.; Zimmermann, H.G.: Neuronale Netze in der Ökonomie: Grundlagen und finanzwirtschaftliche Anwendungen, München 1994.
- Reichheld/Sasser  
2000** Reichheld, F.F.; Sasser, E.W.: Zero-Migration: Dienstleister im Sog der Qualitätsrevolution, in: Bruhn, M.; Homburg, C.: Handbuch Kundenbindungsmanagement - Grundlagen, Konzepte, Erfahrungen -, Wiesbaden 2000.
- Reichmann 2006** Reichmann, T.: Controlling mit Kennzahlen und Management-Tools - Die systematische Controlling-Konzeption -, München 2006.
- Reinartz 1998** Reinartz, T.: Focusing solutions for Data-Mining - analytical studies und experimental results in real-world domains -, Berlin 1998.
- Rogge 1999** Rogge, H.-J.: Erhebungsverfahren, in: Pepels, W.: Moderne Marktforschungspraxis - Handbuch für mittelständische Unternehmen -, Neuwied 1999.
- Rosemann/Rochefort/  
Behnck 1999** Rosemann, M.; Rochefort, M.; Behnck, W.: Customer Relationship Management, in: HMD 208, 1999.
- Rudolph 1999** Rudolph, A.: Data-Mining in action: Statistische Verfahren der Klassifikation, Aachen 1999.
- Rudolph/Rudolph  
2000** Rudolph, A.; Rudolph, M.: Customer Relationship Marketing - individuelle Kundenbeziehungen -, Berlin 2000.
- Saaksvouri/  
Immonen 2002** Saaksvouri, A.; Immonen, A.: Product Lifecycle Management, New York 2002.
- Saathoff 2000** Saathoff, I.: Kundensegmentierung aufgrund von Kassenbons - eine kombinierte Analyse mit Neuronalen Netzen und Clustering -, in: Alpar, P.; Niedereichholz, J.: Data-Mining im praktischen Einsatz, Braunschweig/Wiesbaden 2000.
- Schaller/Stotko/Piller  
2004** Schaller, C.; Stotko, C.; Piller, F.: Mit Mass Customization basiertem CRM zu loyalen Kundenbeziehungen, in: Hippner, H.; Wilde, K.D.: Grundlagen des CRM - Konzepte und Gestaltung -, Wiesbaden 2004.
- Scherer 1997** Scherer, A.: Neuronale Netze - Grundlagen und Anwendungen -, Braunschweig/Wiesbaden 1997.
- Schieder 2007** Schieder, C.: Datenqualitätsmanagement mit Six Sigma - Grundlagen des Einsatzes industrieller Qualitätsmethoden in der Business Intelligence -, Saarbrücken 2007.
- Schierreich 2000** Schierreich, T.: Bonitätsprüfung im Versandhandel - Über die Konstruktion von Entscheidungsbäumen -, in: Alpar, P.; Niedereichholz, J.: Data-Mining im praktischen Einsatz, Braunschweig/Wiesbaden 2000.
- Schinzer/Bange/  
Mertens 1999** Schinzer, H.; Bange, C.; Mertens, H.: Data Warehouse und Data-Mining - Marktführende Produkte im Vergleich -, München 1999.

- Schinzer/Wehner 1997** Schinzer, H.; Wehner, J.: Management mit Maus und Monitor. Business-Intelligence- und Data-Warehouse-Werkzeuge, Arbeitsbericht 1, 1997.
- Schmid/Bach/Österle 2000** Schmid, R.E.; Bach, V.; Österle, H.: Mit Customer Relationship Management zum Prozessportal, in: Customer Relationship Management in der Praxis - Erfolgreiche Wege zu kundenzentrierten Lösungen -, Berlin 2000.
- Schnauffer/Jung 2004** Schnauffer, R.; Jung H.H.: CRM-Entscheidungen richtig treffen - Die unternehmensindividuelle Ausgestaltung der Anbieter-Kunden-Beziehung -, Berlin 2004.
- Schneider 2007** Schneider, N.C.: Kundenwertbasierte Effizienzmessung - Der Beitrag von Marketingmaßnahmen zur Unternehmenswerterhöhung in der Automobilindustrie -, Wiesbaden 2007.
- Schneider/Nelke/Poloni 2001** Schneider, T.; Nelke, M.; Poloni, M.: Kundenbindung und Abwanderungsprävention: Einführung und Fallbeispiel, in: Wiedmann, K.-P.; Buckler, F.: Neuronale Netze im Marketing-Management - Praxisorientierte Einführung in modernes Data-Mining -, Wiesbaden 2001.
- Schober 2007** Schober, A.: Business Communities und Business Intelligence - Potenziale zur Wissensgenerierung für das CRM im Firmenkundengeschäft -, Berlin 2007.
- Scholl/Heinzer 2005** Scholl, M.; Heinzer, M.M.: Systematische Kundenbewertung im Pharmamarkt, in: Bruhn, M.; Homburg, C.: Handbuch Kundenbindungsmanagement - Strategien und Instrumente für ein erfolgreiches CRM -, Wiesbaden 2005.
- Scholz 2007** Scholz, A.: Business Intelligence - Konzept und Instrumente -, Saarbrücken 2006.
- Schrödl 2006** Schrödl, H.: Business Intelligence - BI-Projekte erfolgreich umsetzen -, München Wien 2006.
- Schuckel/Hußmann 2001** Schuckel, M.; Hußmann, C.: Neue Instrumente zur Messung der Kundenzufriedenheit, in: Müller-Hagedorn, L.: Kundenbindung im Handel, Frankfurt 2001.
- Schulze 2002** Schulze, J.: Prozessorientierte Einführungsmethode für das Customer Relationship Management, Bamberg 2002.
- Schulze/Dittmar 2006** Schulze, K.-D.; Dittmar, C.: Business Intelligence Reifegradmodelle - Reifegradmodelle als methodische Grundlage für moderne Business Intelligence Architekturen -, in: Chameni, P.; Gluchowski, P.: Analytische Informationssysteme - Business-Intelligence-Technologien und -Anwendungen -, Berlin 2006.
- Schumacher/Meyer 2004** Schumacher, J.; Meyer, M.: Customer Relationship Management strukturiert dargestellt - Prozesse, Systeme, Technologien -, Berlin 2004.
- Schwanenberg 2001** Schwanenberg, S.: Neuronale Netze als Segmentierungsverfahren für die Marktforschung, Köln 2001.
- Schwarz 2000** Schwarz, P.: Verbundkäufe in Warenkorbdaten, in: Alpar, P.; Niedereichholz, J.: Data-Mining im praktischen Einsatz, Braunschweig/Wiesbaden 2000.
- Schwede 2000** Schwede, S.: Vision und Wirklichkeit von CRM, in: Information & Consulting 15, 2000.

- Schweiger 1999** Schweiger, W.: Grundzüge des Customer Relationship Management, in: Planung & Analyse 4/1999.
- Schweitzer/  
Müller-Peters 2001** Schweitzer, A.; Müller-Peters, H.: Evolution der Marktsegmentierung, in: Planung & Analyse 4/2001.
- Schwetz 2000** Schwetz, W.: Customer Relationship Management - Mit dem richtigen CAS/CRM-System Kundenbeziehungen erfolgreich gestalten -, Wiesbaden 2000.
- Seemann/Schmalz-  
ridt/Lehmann 2001** Seemann, A.; Schmalzridt, B.; Lehmann, P.: SAP Business Information Warehouse, Bonn 2001.
- Seufert 2007** Seufert, A.: Auf dem Weg zum intelligenten Unternehmen, in: 3. Symposium Business Intelligence - Status Quo - Chancen und Herausforderungen -, Stuttgart/Berlin 2007.
- Sexauer 2002** Sexauer, H.J.: Entwicklungslinien des Customer Relationship Management (CRM), in: Wirtschaftswissenschaftliches Studium, 31. Jg., Nr. 4., 2002.
- Shaw 2004** Shaw, R.: Squeezing more value from marketing information, London 2004.
- Silver 2005** Silver, B.: Prime time for real time, in: Intelligent Enterprise, 05.2005.
- Sinzig 2000** Sinzig, W.: Strategische Unternehmensführung mit SAP SEM, in: Wirtschaftsinformatik 42, Nr. 2, 2000.
- Soeffky 1997** Soeffky, M.: Multidimensionale Datenanalyse: Vom Firmendatenmodell zum Data Warehouse, in: Datenbank Fokus, 10/1997.
- Softselect 2007** Softselect: CRM und Fertigungsplanung sind gefragt, in: Computerwoche 14, 2007.
- Srivastava/Wang/Lim/  
Hwang 2002** Srivastava, J.; Wang, J.H.; Lim, E.P.; Hwang, S.Y.: A Case for Analytical Relationship Management, New York 2002.
- Staade/Schüler 2007** Staade, M.; Schüler, B.: SAP BI-Projektmanagement, Bonn 2007.
- Stahl 1996** Stahl, H.K.: Zero-Migration, Wiesbaden 1996.
- Stahl/Hinterhuber/  
von den Eichen/  
Matzler 2006** Stahl, H.K.; Hinterhuber, H.H.; von den Eichen, S.A.F.; Matzler, K.: Kundenzufriedenheit und Kundenwert, in: Hinterhuber, H.H.; Matzler, K.: Kundenorientierte Unternehmensführung - Kundenorientierung, Kundenzufriedenheit, Kundenbindung -, Wiesbaden 2006
- Stahl/Matzler 2001** Hinterhuber, H.H.; Matzler, K.: Kundenorientierte Unternehmensführung - Kundenorientierung, Kundenzufriedenheit, Kundenbindung -, Wiesbaden 2001
- Stauss 2006** Stauss, B.: Beschwerdemanagement als Instrument der Kundenbindung, in: Hinterhuber, H.H.; Matzler, K.: Kundenorientierte Unternehmensführung - Kundenorientierung, Kundenzufriedenheit, Kundenbindung -, Wiesbaden 2006.
- Stauss/Friege 2001** Stauss, B.; Friege, C.: Kundenwertorientiertes Rückgewinnungsmanagement, in: Günter, B.; Helm, S.: Kundenwert - Grundlagen, Innovative Konzepte, Praktische Umsetzungen -, Wiesbaden 2001.

- Stecking 2000** Stecking, R.: Marktsegmentierung mit Neuronalen Netzen, Wiesbaden 2000.
- Stelzer 2004** Stelzer, D.: Portale - Einführung und Überblick -, in: Gentsch, P., Lee, S.: Praxishandbuch Portalmanagement - Profitable Strategien für Internetportale -, Wiesbaden 2004.
- Stengl/Sommer/Ematinger 2001** Stengl, B.; Sommer, R.; Ematinger, R.: CRM mit Methode - Intelligente Kundenbindung in Projekt und Praxis mit iCRM -, Bonn 2001.
- Stodder 2005** Stodder, D.: Intelligence in the here and now, in: Intelligent Enterprise, 03.2005.
- Strüby 2001** Strüby, R.: Bonitätsprüfungen mit Künstlichen Neuronalen Netzen im Versandhandel, in: Wiedmann, K.-P.; Buckler, F.: Neuronale Netze im Marketing-Management - Praxisorientierte Einführung in ein modernes Data-Mining -, Wiesbaden 2001.
- Symeonidis/Mitkas 2005** Symeonidis, A.L.; Mitkas, P.A.: Agent intelligence through Data-Mining, New York 2005.
- Talbur/Wang/Evans/Edirisinghe/Katz-Haas/Campbell/Kuo/Lee 2004** Talbur, J.; Wang, R.; Evans, M.; Edirisinghe, N.; Katz-Haas, R.; Campbell, T.; Kuo, E.; Lee, Y.: Customer-Centric Information Quality Management, Cambridge 2004.
- Teltzrow/Günther 2001** Teltzrow, M.; Günther, O.: eCRM: Konzeption und Möglichkeiten zur Effizienzmessung, in: HMD 221, 2001.
- Thelen/Wilkens 2000** Thelen, K.; Wilkens, C.: Kundenmonitoring, in: Hofmann, M.; Mertiens, M.: Customer-Lifetime-Value-Management, Wiesbaden 2000.
- Thieme/Steffen 1999** Thieme, K.H.; Steffen, W.: Callcenter - Der professionelle Dialog mit dem Kunden -, Landsberg am Lech 1999.
- Thiesing/Vornberger 1998** Thiesing, F.M.; Vornberger, O.: Abverkaufsprognose im Supermarkt mit Neuronalen Netzen, in: Biethahn, J.; Hönerloh, A.; Kuhl, J.; Leisewitz, M.-C.; Nissen, V.; Tietze, M.: Betriebswirtschaftliche Anwendungen des Soft Computing - Neuronale Netze, Fuzzy Systeme und Evolutionäre Algorithmen -, Braunschweig/Wiesbaden 1998.
- Tomczak/Reinecke/Dittrich 2006** Tomczak, T.; Reinecke, S.; Dittrich, S.: Kundenpotenziale ausschöpfen - Gestaltungsansätze für Kundenbindung in verschiedenen Geschäftstypen -, in: Hinterhuber, H.H.; Matzler, K.: Kundenorientierte Unternehmensführung - Kundenorientierung, Kundenzufriedenheit, Kundenbindung -, Wiesbaden 2006.
- Tomczak/Rudolph-Sipötz 2001** Tomczak, T.; Rudolph-Sipötz, E.: Bestimmungsfaktoren des Kundenwertes: Ergebnisse einer branchenübergreifenden Studie, in: Günter, B.; Helm, S.: Kundenwert - Grundlagen, Innovative Konzepte, Praktische Umsetzungen -, Wiesbaden 2001.
- Töpfer 1999** Töpfer, A.: Die Analyseverfahren zur Messung der Kundenzufriedenheit und Kundenbindung, in: Töpfer, A.: Kundenzufriedenheit messen und steigern, Neuwied 1999.
- Töpfer 2001** Töpfer, A.: Gezieltes Customer Relationship Management - Kundenwertanalyse als Grundlage von Kundenzufriedenheit und Kundenbindung -, in: Controlling, Heft 4/5, April/Mai 2001.

- Totok 2000** Totok, A.: Modellierung von OLAP und Data-Warehouse-Systemen, Wiesbaden 2000.
- Totok 2006** Totok, A.: Entwicklung einer Business-Intelligence-Strategie, in: Chamoni, P.; Gluchowski, P.: Analytische Informationssysteme - Business-Intelligence-Technologien und -Anwendungen -, Berlin 2006.
- Traiblmaier 2007** Traiblmaier, H.: Beziehungsmarketing aus Kundensicht, in: Wirtschaftsinformatik 49, 2007.
- Tychawski 2008** Tychawski, M.: Business Intelligence Systeme - Elemente und Methoden der multidimensionalen Modellierung -, Berlin 2008.
- Vardeman/Jobe 2001** Vardeman, S.B.; Jobe, J.M.: Basic Engineering Data Collection and Analysis, Pacific Grove 2001.
- Ventana Research 2003** Ventana Research: Budgeting and Planning Market Research Study, Belmont, CA 2003.
- Vesset 2003** Vesset, D.: Closed-Loop Business Analytics, IDC, 09.2003.
- Walde 2005** Walde, J.F.: Design Künstlicher Neuronaler Netze - Ein Leitfaden zur effizienten Handhabung mehrschichtiger Perzeptrone -, Wiesbaden 2005.
- Wang/Jajodia/Wijesekera 2007** Wang, L., Jajodia, S.; Wijesekera, D.: Preserving Privacy in On-Line Analytical Processing (OLAP), New York 2007.
- Wehrmeister 2001** Wehrmeister, D.: Customer Relationship Management - Kunden gewinnen und an das Unternehmen binden -, Köln 2001.
- Weingärtner 2001** Weingärtner, S.: Web-Mining - Ein Erfahrungsbericht -, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M.; Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Weis 2005** Weis, H.C.: Marktforschung, Kiehl 2005.
- Weiss/Indurkha 1998** Weiss, S.M.; Indurkha, N.: Predictive Data-Mining - a practical guide -, 1998.
- Welch 1997** Welch, J.D.: Updating the Data Warehouse, in: Barquin, R. C.; Edelstein, H. A.: Planning and Designed the Data Warehouse, Upper Saddle River 1997.
- Wenzke 2005** Wenzke, F.: Business Intelligence, in: Wirtschaftswissenschaftliches Studium, 34. Jg., Nr. 5, 2005.
- Wewers/Bolte 2005** Wewers, T.; Bolte, T.: mySAP CRM Interaction Center, Bonn 2005.
- Wiedmann/Böcker/Krause 2001** Wiedmann, K.-P.; Böcker, C.M.; Krause, A.: Genetische Algorithmen zur Intra-Mediaselektion, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M., Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Wiedmann/Buckler/Buxel 2001** Wiedmann, K.-P.; Buckler, F.; Buxel, H.: Data-Mining - Ein einführender Überblick -, in: Wiedmann, K.P.; Buckler, F.: Neuronale Netze im Marketing-Management: Praxisorientierte Einführung in ein modernes Data-Mining, Wiesbaden 2001.

- Wiegand 2005** Wiegand, E.: Datenschutz in der Markt- und Sozialforschung, elektronisch publiziert unter: <http://www.adm-ev.de>, abgerufen am 05.05.2008.
- Wieken 1999** Wieken, J.-H.: Der Weg zum Data Warehouse - Wettbewerbsvorteile durch strukturierte Unternehmensinformationen -, München 1999.
- Wilde 2001** Wilde, K.D.: Data Warehouse, OLAP und Data-Mining im Marketing - Moderne Informationstechnologien im Zusammenspiel -, in: Hippner, H., Küsters, U.; Meyer, M.; Wilde, K.D.: Handbuch Data-Mining im Marketing, Braunschweig/Wiesbaden 2001.
- Wilde/Englbrecht/Hippner 2005** Wilde, K.D.; Englbrecht, A.; Hippner, H.: Kampagnen-Management als Teil des CRM, in: Wirtschaftswissenschaftliches Studium, 34. Jg., Nr. 3, 2005.
- Wilhelm 2004** Wilhelm, A.: Data and Knowledge Mining, in: Gentle, J.E.; Härdle, W., Mori, Y.: Handbook of Computational Statistics - Concepts and Methods -, New York 2004.
- Winer 2001** Winer, R.S.: A Framework for Customer Relationship Management, in: California Management Review 4, 2001.
- Winkelmann 2005** Winkelmann, P.: Vertriebskonzeption und Vertriebssteuerung - Die Instrumente des integrierten Kundenmanagements -, München 2005.
- Wirtz 2005** Wirtz, B.W.: Integriertes Direktmarketing - Grundlagen, Instrumente, Prozesse -, Wiesbaden 2005.
- Wirtz/Schilke 2004** Wirtz, B.W.; Schilke, O.: Ansätze des Kundenwertmanagements, in: Wirtz, B.W.; Göttgens, O.: Integriertes Marken- und Kundenwertmanagement - Strategien, Konzepte und Best Practices -, Wiesbaden 2004.
- Witt 2004** Witt, B.: Die Komponente „Marktforschung im CRM“, in: Uebel, M.F., Helmke, S.; Dangelmaier, W.: Praxis des Customer Relationship Management - Branchenlösungen und Erfahrungsberichte -, Wiesbaden 2004.
- Witten/Frank 2001** Witten, J.H.; Frank, E.: Data-Mining - Praktische Werkzeuge und Techniken für das maschinelle Lernen -, München 2001.
- Zell 1998** Zell, A.: Einführung in Künstliche Neuronale Netze, in: Biethahn, J.; Hönerloh, A.; Kuhl, J.; Leisewitz, M.-C.; Nissen, V.; Tietze, M.: Betriebswirtschaftliche Anwendungen des Soft Computing - Neuronale Netze, Fuzzy Systeme und Evolutionäre Algorithmen -, Braunschweig/Wiesbaden 1998.
- Zezelj 2000** Zezelj, G.: Customer-Lifetime-Value-Management, in: Hofmann, M.; Mertiens, M.: Customer-Lifetime-Value-Management - Kundenwert schaffen und erhöhen: Konzepte, Strategien, Praxisbeispiele -, Wiesbaden 2000.
- Zhong/Liu 2004** Zhong, N.; Liu, J.: Intelligent Technologies for Information Analysis, New York 2004.
- Zimmermann 1995** Zimmermann, H.-J.: Datenanalyse - Anwendung von DataEngine mit Fuzzy Technologien und Neuronalen Netzen -, Düsseldorf 1995.
- Zöfel 2001** Zöfel, P.: Statistik verstehen, München 2001.



## Anhang

Merkmal	Ausprägung	F	Signifikanz
Anmutung	Fashion	5,765	,020
	Classic	554,461	,000
	Tradition	4454,110	,000
Entspiegelung	Einfachentspiegelung	,713	,403
	Vollentspiegelung mit Hartbeschichtung	,325	,571
	Vollentspiegelung	,055	,815
	Mehrfachentspiegelung	,105	,747
	Keine Entspiegelung	,146	,704
	Geschlecht	Geschlecht (M/W)	,052
Glasmaterial	asphärisch hochbrechend Kunststoff	1,792	,187
	High Crown	,404	,528
	asphärisch Kunststoff	,004	,951
	Silikat	,876	,354
	Kunststoff	,115	,736
Glastönung	Phototrop	1,57	,694
	Filter	,027	,870
	farblos	,003	,956
Glasvergütung	Glasvergütung (Ja/Nein)	,880	,353
Kaufkraft	niedrig	,641	,427
	mittel	,043	,836
	hoch	,057	,812
	sehr hoch	1,972	,167
Versandhandelsneigung	niedrig	,014	,907
	mittel	,141	,709
	hoch	,029	,867
	sehr hoch	,164	,688
Alter	von 40 bis 50	43,327	,000
	von 50 bis 60	7,855	,007
	von 60 bis 70	47,154	,000
	ab 70	44,265	,000
Wohngebietstyp	traditionelle Arbeiter	0,091	,765
	Kleinbürger	,039	,844
	Randgruppe	,000	,985
	klassische Bürger	,237	,628
	gehobene Mitte	,133	,717
	Konservative	,135	,715
	Upperclass	3,284	,076
	Fassungspreis	bis 10 Euro	,889
	von 10 bis 30 Euro	,001	,972
	von 30 bis 50 Euro	3,124	,084
	ab 50 Euro	9,472	,003

Tab. A.0.1: F-Test der 2-Clusterlösung

Merkmal	Ausprägung	F	Signifikanz
Anmutung	Fashion	1,490	,207
	Classic	7,318	,000
	Tradition	11,021	,000
Entspiegelung	Einfachentspiegelung	3,009	,018
	Vollentspiegelung mit Hartbeschichtung	6,128	,000
	Vollentspiegelung	1,080	,381
	Mehrfachentspiegelung	,993	,430
	Keine Entspiegelung	2,453	,044
Glasmaterial	asphärisch hochbrechend Kunststoff	8,370	,000
	High Crown	1,395	,240
	asphärisch Kunststoff	5,596	,000
	Silikat	5,750	,000
	Kunststoff	,617	,688
Glastönung	Phototrop	,367	,869
	Filter	1,488	,208
	farblos	2,260	,060
Glasvergütung	Glasvergütung (Ja/Nein)	2,106	,078
Kaufkraft	niedrig	4,162	,003
	mittel	5,073	,001
	hoch	3,422	,009
	sehr hoch	6,832	,000
Versandhandelsneigung	niedrig	12,844	,000
	mittel	6,126	,000
	hoch	6,850	,000
	sehr hoch	17,336	,000
Alter	von 40 bis 50	6,844	,000
	von 50 bis 60	1,430	,227
	von 60 bis 70	2,690	,030
	ab 70	6,261	,000
Wohngebietstyp	traditionelle Arbeiter	48,565	,000
	Kleinbürger	15,737	,000
	Randgruppe	8,298	,000
	klassische Bürger	127,184	,000
	gehobene Mitte	8,609	,000
	Konservative	5,986	,000
	Upperclass	4,419	,002
Fassungspreis	bis 10 Euro	2,564	,037
	von 10 bis 30 Euro	,182	,968
	von 30 bis 50 Euro	1,051	,397
	ab 50 Euro	8,091	,000

Tab. A.0.2: F-Test der 6-Clusterlösung (ohne Geschlecht)

Merkmal	Ausprägung	F	Signifikanz
Anmutung	Fashion	3,535	,005
	Classic	17,518	,000
	Tradition	16,502	,000
Entspiegelung	Einfachentspiegelung	1,207	,316
	Vollentspiegelung mit Hartbeschichtung	14,661	,000
	Vollentspiegelung	2,888	,016
	Mehrfachentspiegelung	1,264	,288
	Keine Entspiegelung	8,983	,000
Glasmaterial	asphärisch hochbrechend Kunststoff	7,048	,000
	High Crown	3,456	,006
	asphärisch Kunststoff	14,377	,000
	Silikat	5,562	,000
	Kunststoff	2,356	,042
Glasvergütung	Glasvergütung (Ja/Nein)	1,668	,146
Kaufkraft	niedrig	5,173	,000
	mittel	4,400	,001
	hoch	8,876	,000
	sehr hoch	6,391	,000
Versandhandelsneigung	niedrig	7,827	,000
	mittel	14,435	,248
	hoch	1,355	,000
	sehr hoch	6,422	,000
Alter	von 40 bis 50	1,436	,217
	von 50 bis 60	2,805	,018
	von 60 bis 70	1,412	,226
	ab 70	3,031	,012
Wohngebietstyp	traditionelle Arbeiter	79,622	,000
	Kleinbürger	5,602	,000
	Randgruppe	87,792	,000
	klassische Bürger	3,194	,009
	gehobene Mitte	5,420	,000
	Konservative	1,940	,090
	Upperclass	3,509	,005
Fassungspreis	bis 10 Euro	17,713	,000
	von 10 bis 30 Euro	1,486	,199
	von 30 bis 50 Euro	1,916	,094
	ab 50 Euro	8,589	,000

Tab. A.0.3: F-Test der 7-Clusterlösung (ohne Geschlecht und Glastönung)

## **Versicherung**

Hiermit versichere ich, dass die vorgelegte Dissertation von mir selbstständig und ohne unerlaubte Hilfe angefertigt worden ist, insbesondere, dass ich alle Abbildungen bzw. alle Stellen, die wörtlich oder annähernd wörtlich aus Veröffentlichungen entnommen sind, kenntlich gemacht habe.

Darüber hinaus erkläre ich, dass ich die Dissertation in der vorgelegten oder in ähnlicher Fassung noch nicht zu einem früheren Zeitpunkt an der TU Dortmund oder einer anderen in- oder ausländischen Hochschule als Dissertation eingereicht habe.